

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده : مهندسی برق و رباتیک

گروه : الکترونیک

عنوان پایان نامه ارشد :

رفع ماتی از تصاویر چهره به منظور استفاده در یک سیستم بازشناسی چهره

دانشجو : سید حسین مشیریان عباسی

استاد راهنما :

دکتر هادی گرایلو

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار : شهریور ۹۳

دانشگاه شاهرود

دانشکده : مهندسی برق و رباتیک

گروه : الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای سید حسین مشیریان عباسی

تحت عنوان:

رفع ماتی از تصاویر چهره به منظور استفاده در یک سیستم بازشناسی چهره

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد
مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم به :

پدر بزرگوارم که عالمانه به من آموخت تا چگونه در عرصه زندگی، ایستادگی را تجربه نمایم؛

و به مادرم، دریای بی کران فداکاری و عشق که وجودم برایش همه رنج بود و وجودش برایم همه مهر

و به :

همسرم، اسطوره زندگیم، پناه خستگی و امید بودنم.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

نمت خدای را عزوجل که طاعتش موجب قربت و به شکر اندرش مزید نعمت هر نفسی که فرومی رود مدّ حیاتست و چون
برمی آید مفرح ذات پس در هر نفسی دو نعمت موجودست و بر هر نعمت شکری واجب. (گلستان سعدی)

سپاس خدای را که سخنوران، در ستودن او بمانند و شمارندگان، شمردن نعمت‌های او ندانند و
کوشندگان، حق او را گزاردن نتوانند و سلام و مورد بر محمد و خاندان پاک او، طاهران معصوم، هم
آنان که وجودمان وامدار وجودشان است.

بدون شک جایگاه و منزلت معلم، اجل از آن است که در مقام قدردانی از زحمات بی شائبه‌ی او،
با زبان قاصر و دست ناتوان، چیزی بنگاریم. اما از آنجایی که تجلیل از معلم، سپاس از انسانی است که
هدف و غایت آفرینش را تامین می‌کند و سلامت امانت‌هایی را که به دستش سپرده‌اند، تضمین؛ بر
حسب وظیفه و از باب "من لم یشکر المنعم من المخلوقین لم یشکر الله عزّ و جلّ"، از پدر و مادر
عزیزم این دو معلم بزرگوارم که همواره بر کوتاهی و درشتی من، قلم عفو کشیده و کریمانه از کنار
غفلت‌هایم گذشته‌اند و در تمام عرصه‌های زندگی یار و یابوری بی چشم داشت برای من بوده‌اند؛ و از
استاد با کمالات و شایسته جناب آقای دکتر گرایلو که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از
هیچ کمکی در این عرصه بر من دریغ ننمودند و زحمت راهنمایی این پایان‌نامه را بر عهده گرفتند
کمال تشکر و قدردانی را دارم.

باشد که این خردترین، بخشی از زحمات آنان را سپاس گوید.

تعهد نامه

اینجانب سید حسین مشیریان عباسی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی برق_الکترونیک دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه شاهرود نویسنده پایان نامه رفع ماتی از تصاویر چهره به منظور استفاده در یک سیستم بازشناسی چهره تحت راهنمایی آقای دکتر گرایلو متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه شاهرود » و یا «Shahrood University» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

- ۱- ” بهسازی تصاویر چهره با استفاده از تجزیه و تحلیل فضای ویژگی جهت بازشناسی تصاویر چهره مات شده “، پذیرفته شده در ششمین کنفرانس فناوری اطلاعات و دانش، IKT 2014.
- ۲- ” رفع ماتی از تصاویر چهره مبتنی بر شبکه عصبی MLP جهت بازشناسی تصاویر چهره مات شده “، ارسال شده به مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر.

چکیده

بازشناسی چهره در زمینه‌های بیومتریک، بینایی ماشین و تشخیص الگو بوده و دارای کاربرد گسترده‌ای از جمله مسائل مربوط به سیستم‌های امنیتی می‌باشد. از آن‌جا که عوامل مختلفی از جمله نحوه نورپردازی محیط، نویز، و ماتی تصویر در عملکرد روش‌های بازشناسی چهره کم و بیش تاثیرگذارند، لذا بررسی روش‌های رفع ماتی از تصاویر چهره مورد استفاده در الگوریتم‌های بازشناسی چهره، به منظور ارتقا صحت بازشناسی، اهمیت ویژه‌ای دارد.

با توجه به این موضوع که مسأله اساسی در کلیه روش‌های بهسازی تصاویر، پی‌بردن به نوع و مشخصات تابع گسترش نقطه‌ای (PSF) مربوط به عامل مات‌کننده تصاویر است، لذا در قسمتی از روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با فراگیری دانش قبلی از روی نمونه‌های آموزش که شامل تصاویر چهره مات شده به صورت مصنوعی می‌باشند، به شناسایی PSF عامل مات‌کننده تصاویر چهره، پرداخته شده است. طبق روش پیشنهادی در این پایان‌نامه ابتدا در مرحله آموزش، مجموعه‌ای از تصاویر چهره مربوط به پایگاه داده ORL را با استفاده از چند PSF مشخص، به صورت مصنوعی مات کرده و سپس به آن‌ها نویز سفید با توان متوسط 30 dB اضافه می‌کنیم. حال، ویژگی‌هایی متشکل از اطلاعات بیشینه مربوط به اندازه مولفه‌های فرکانسی تصاویر مات شده با PSF مشابه را در یک دسته قرار داده و با استفاده از شبکه عصبی MLP به فراگیری دانش از روی فضای ویژگی ایجاد شده، می‌پردازیم. سپس در مرحله آزمایش تصویر چهره مات ورودی که دارای PSF مات‌کننده نامشخص می‌باشد را به فضای ویژگی مرحله آموزش نگاشت داده و به استخراج ویژگی‌های قبلی از روی تصویر نگاشت یافته می‌پردازیم. حال به کمک شبکه عصبی آموزش داده شده قبلی، نزدیکترین دسته به این تصویر را از بین دسته‌های آموزش داده شده انتخاب، و PSF مات‌کننده تصاویر مربوط به این دسته را به عنوان PSF مات‌کننده تصویر چهره مات ورودی، در نظر می‌گیریم. در ادامه، با توجه به این PSF و با استفاده از روش دیکانولوشن (عکس پیچش) به بهسازی تصویر ورودی پرداخته و تصویر بهسازی

شده را جهت انجام عمل بازشناسی به سیستم بازشناسی چهره تحویل می‌دهیم.

طی روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با ایجاد فضای ویژگی خاص متشکل از اطلاعات بیشینه مربوط به اندازه مولفه‌های فرکانسی تصاویر مات، موفق به بالابردن دقت شناسایی PSF (دقت شناسایی بالاتر از ۸۰٪ در شرایط نویزی) و در نتیجه افزایش دقت سیستم بازشناسی چهره (افزایش دقت سیستم بازشناسی از ۱۹/۸۳۳٪ به ۹۰/۸۳۷٪) توسط این روش شده‌ایم. همچنین استفاده از شبکه عصبی جهت شناسایی PSF، از یک طرف باعث کاهش ۴۱/۱۷۲ درصدی متوسط زمان اجرای این روش نسبت به روش‌های نوین ارائه شده در این زمینه شده، و از طرف دیگر قابلیت پیاده‌سازی سخت‌افزاری این روش را نسبت به روش‌های موجود افزایش داده است.

کلمات کلیدی: رفع ماتی از تصاویر چهره، سیستم‌های بازشناسی چهره، تابع گسترش نقطه‌ای،

یادگیری فضای ویژگی، شبکه عصبی MLP

فصل اول: مقدمه..... ۱

۱-۱ مقدمه ۲

۲-۱ بیان مساله ۳

۳-۱ ضرورت انجام تحقیق و هدف پایان نامه ۴

فصل دوم: مروری بر روش های موجود..... ۷

۱-۲ مقدمه ۸

۲-۲ روش های رفع ماتی از تصاویر عمومی ۹

۳-۲ روش های رفع ماتی از تصاویر چهره در کاربرد بازشناسی چهره ۱۲

فصل سوم: روش پیشنهادی..... ۱۷

۱-۳ مقدمه ۱۸

۲-۳ اجزای روش پیشنهادی ۱۸

۱-۲-۳ ایجاد فضای ویژگی ۲۱

۲-۲-۳ مرحله شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره ۲۳

۳-۲-۳ بهسازی تصویر چهره مات ورودی ۲۴

۳-۳ نتیجه گیری ۲۶

فصل چهارم: نتایج شبیه سازی..... ۲۷

۱-۴ مقدمه ۲۸

۲-۴ معرفی پایگاه داده ۲۸

۳-۴ معرفی روش های بازشناسی استفاده شده ۲۹

۱-۳-۴ روش بازشناسی چهره مبتنی بر تبدیل موجک و شبکه عصبی MLP ۲۹

۲-۳-۴ روش بازشناسی چهره مبتنی بر میانگین بلوکی و شبکه عصبی MLP ۳۲

۳-۳-۴ روش بازشناسی چهره مبتنی بر مقادیر ویژه حاصل از تصاویر چهره ۳۳

۴-۴ معرفی روش رفع ماتی از تصاویر چهره FADEIN ۳۴

۵-۴ نتایج شبیه سازی مربوط به عامل مات کننده خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین ۳۶

۶-۴ نتایج شبیه سازی مربوط به عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین ۴۶

۷-۴ نتیجه گیری ۵۴

فصل پنجم: **تجزیه و تحلیل و پیشنهاد راهکار آینده** ۵۵

۱-۵ نتیجه گیری ۵۶

۲-۵ پیشنهاد راهکار آینده ۵۷

مراجع ۵۹

فهرست اشکال

-
- شکل (۱-۱): روندنمای یک سیستم بازشناسی چهره ۳
- شکل (۲-۱): مثالی از تشخیص چهره در تصاویر مات ۴
- شکل (۱-۲): تاثیر عوامل مات کننده بر روی تصاویر چهره ۸
- شکل (۱-۳): روندنمای مربوط به روش پیشنهادی ۲۰
- شکل (۲-۳): مقایسه بین بردارهای ویژگی موجود در فضاهای ویژگی مختلف ۲۱
- شکل (۳-۳): فرآیند تخریب و بازسازی یک تصویر ۲۴
- شکل (۱-۴): نمونه‌های از تصاویر موجود در پایگاه داده ORL ۲۹
- شکل (۲-۴): روندنمای مربوط به روش "WT-MLP" ۳۰
- شکل (۳-۴): نمودارهای خطای موثر دسته بندی شبکه عصبی MLP در روش
("WT-MLP") ۳۱
- شکل (۴-۴): نمودارهای خطای موثر دسته بندی شبکه عصبی MLP در روش
("BA-MLP") ۳۳
- شکل (۵-۴): یک تصویر چهره شفاف به همراه نمونه‌های مات شده‌ی آن بر اثر خارج زوم بودن
سوژه نسبت به دوربین ۳۷
- شکل (۶-۴): نمودار خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی بر حسب
دوره آموزش ۴۰
- شکل (۷-۴): نتایج حاصل از اجرای روش پیشنهادی جهت بهسازی تصویر مات شده با عامل مات
کننده خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین ۴۱
- شکل (۸-۴): میزان میانگین خطای مربوط به شناسایی PSF ۴۲
- شکل (۹-۴): نمودار خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی بر حسب
دوره آموزش ۴۹
- شکل (۱۰-۴): نتایج حاصل از اجرای روش پیشنهادی جهت بهسازی تصویر مات شده با عامل مات
کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین ۵۰

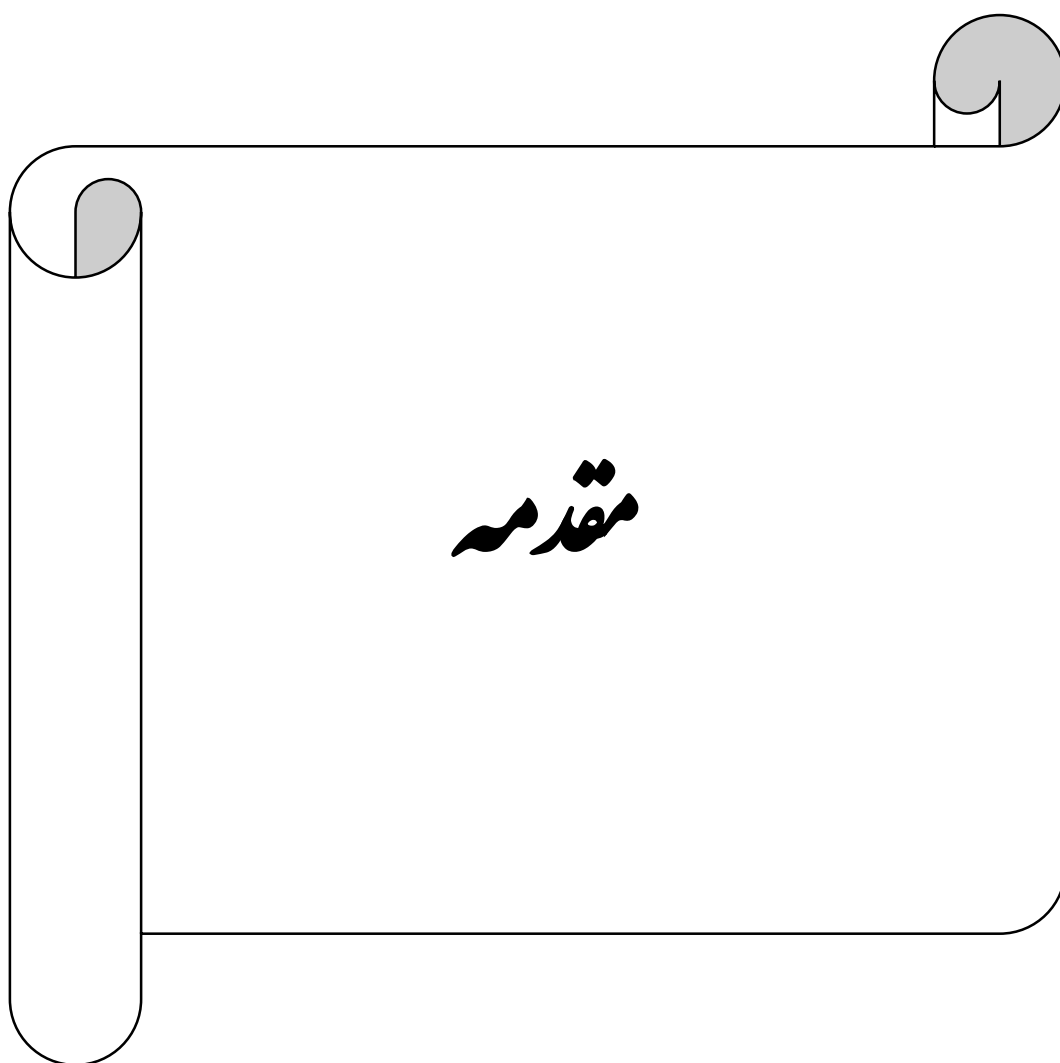
فهرست جداول

جدول (۱-۴): مشخصات مربوط به پایگاه داده ORL.....	۲۸
جدول (۲-۴): مشخصات مربوط به شبکه عصبی MLP استفاده شده جهت دسته بندی ویژگی ها در	
روش (WT-MLP).....	۳۱
جدول (۳-۴): مشخصات مربوط به شبکه عصبی MLP استفاده شده جهت دسته بندی ویژگی ها در	
روش (BA-MLP).....	۳۲
جدول (۴-۴): نتایج حاصل از شبیه سازی سه روش بازشناسی چهره استفاده شده.....	۳۴
جدول (۵-۴): اطلاعات تکمیلی مربوط به طراحی شبکه عصبی MLP.....	۳۹
جدول (۶-۴): مقایسه نرخ بازشناسایی تصاویر چهره در سیستم های بازشناسی چهره.....	۴۴
جدول (۷-۴): مقایسه مدت زمان اجرای روش پیشنهادی در این پایان نامه با مدت زمان اجرای روش	
FADEIN.....	۴۶
جدول (۸-۴): اطلاعات تکمیلی مربوط به طراحی شبکه عصبی MLP بکاررفته در این بخش.....	۴۸
جدول (۹-۴): مقایسه نرخ بازشناسایی تصاویر چهره در سیستم های بازشناسی چهره.....	۵۲
جدول (۱۰-۴): مقایسه مدت زمان اجرای روش پیشنهادی در این پایان نامه با مدت زمان اجرای روش	
FADEIN.....	۵۳

فهرست علائم و اختصارات

SVM.....	Support Vector Machine
PCA.....	Principal Component Analysis
LDA.....	Linear Discriminant Analysis
ICA.....	Independent Component Analysis
PSF.....	Point Spread Function
ARMA.....	Auto Regressive Moving Average
NN.....	Neural Network
ABC.....	Artificial Bees Colony
FPGA.....	Field Programmable Ggate Array
LPQ.....	Local Phase Quantization
MLBP.....	Multiscale Local Binary Pattern
KDA	Kernel Discriminant Analysis
FADEIN	FACial DEblur Inference
MLP	Multi Layer Perceptron
WT	Wavelet Transform
BA	Block Averaging
EF	Eigen Faces
db	Daubechies
dB	Decibel

۱ فصل اول



موضوع بازشناسی چهره به طور وسیع در حوزه‌هایی از قبیل پردازش تصویر، بینایی ماشین، تشخیص الگو، شبکه‌های عصبی و یادگیری ماشین مطرح می‌شود. سیستم بازشناسی چهره یک سیستم بیومتریک (زیست سنج)^۱ است که با استفاده از روش‌های هوشمند و خودکار، هویت یک انسان را شناسایی و یا تایید می‌نماید.

روش‌های متعددی برای بازشناسی چهره ارائه شده است که این روش‌ها در حالت کلی به دو دسته‌ی زیر تقسیم می‌شوند:

الف) روش‌های مبتنی بر الگو

روش‌های مبتنی بر الگو براساس مقایسه تصویر ورودی با مجموعه‌ای از الگوهای مربوط به ساختار چهره عمل می‌کنند. این الگوها با استفاده از ابزارهای آماری مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM^2)، آنالیز اجزای اصلی (PCA^3)، تجزیه و تحلیل جداکننده خطی (LDA^4) و تجزیه و تحلیل اجزای مستقل (ICA^5) از روی تصاویر چهره مربوط به مجموعه آموزش ایجاد می‌شوند.

ب) روش‌های هندسی مبتنی بر مدل

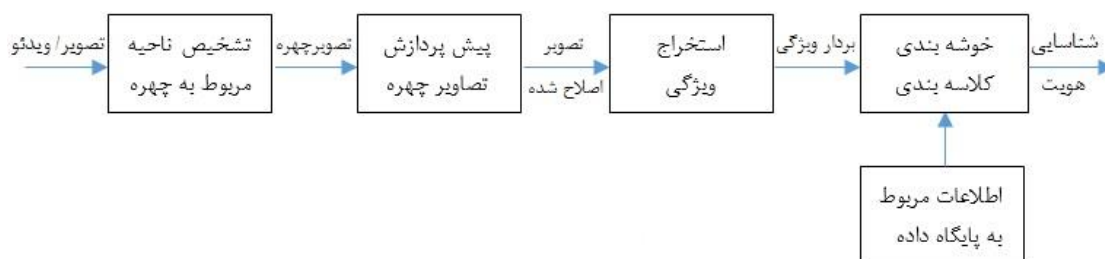
در روش‌های هندسی مبتنی بر مدل، هدف این است که یک مدل از چهره ارائه شود که تفاوت‌های چهره را نشان دهد. در این روش‌ها چهره افراد با مدلی از پیش تعیین شده تطبیق داده شده و داده‌های بدست آمده به عنوان ویژگی‌های استخراج شده ذخیره می‌شوند.

1 Biometric
2 Support Vector Machine
3 Principal Component Analysis
4 Linear Discriminant Analysis
5 Independent Component Analysis

از مزایای سیستم بازشناسی چهره می‌توان به قدرت مناسب شناسایی، بی‌زیان، دوستانه و طبیعی بودن روش برای شناخت افراد اشاره کرد. در مقابل باید ذکر کرد که متأسفانه شناسایی خودکار چهره به کمک ماشین هنوز به صورت یک چالش علمی باقی مانده است. از جمله دلایل این عدم موفقیت می‌توان به حجم زیاد داده‌های تصویر و به تبع آن دامنه وسیع تغییرات این داده‌ها و همچنین ذات خود داده‌ها اشاره کرد. به عنوان مثال سیستم شناسایی باید به شرایط سنی حساسیت کمی داشته باشد و در مقابل آرایش صورت، مدل مو، حالت‌های صورت، تغییر زاویه صورت و ... مقاوم باشد. به عوامل ذکر شده می‌توان ماتی تصویر گرفته شده، شرایط نوری، پس زمینه تصاویر و دیگر پارامترهای تصویربرداری را نیز اضافه کرد.

۲-۱ بیان مساله

به صورت کلی یک سیستم بازشناسی چهره از قسمت‌های نشان داده شده در شکل (۱-۱) تشکیل می‌شود.



شکل (۱-۱): روند نمای یک سیستم بازشناسی چهره (برگرفته از سایت www.face-rec.org)

طبق روند نمای نمایش داده شده در شکل (۱-۱)، اطلاعات ورودی به یک سیستم بازشناسی چهره شامل ویدئو یا تصویری از فرد ناشناس در کنار اجسام و اشیاء دیگر است. برای بازشناسی این افراد توسط سیستم بازشناسی مورد نظر، باید ناحیه مربوط به چهره اشخاص را جدا کنیم. بدین منظور

از یک سیستم تشخیص چهره استفاده می‌شود. از طرفی با پیشرفت روش‌های تشخیص چهره عوامل مات کننده تصویر بر روی عملکرد سیستم‌های تشخیص چهره تاثیر قابل توجهی نخواهند داشت [۱]. لذا همانطور که در شکل (۲-۱) مشاهده می‌کنید، ناحیه مربوط به چهره شخص در سه تصویر شفاف، تصویر با مات شدگی ضعیف، و تصویر با مات شدگی شدید، به درستی تشخیص داده شده است. بدین ترتیب برای تشخیص محل چهره نیازی به انجام پیش پردازش نداریم.

اما از آنجا که ماتی تصاویر، باعث تضعیف دقت بازشناسی می‌گردند، لذا رفع ماتی از این تصاویر قبل از مراحل استخراج ویژگی و طبقه‌بندی، تا حد زیادی به افزایش دقت بازشناسی کمک خواهد کرد.



شکل (۲-۱): مثالی از تشخیص چهره در تصاویر مات با استفاده از روش بیان شده در [۱]

(الف) تصویر با مات شدگی شدید (ب) تصویر با مات شدگی ضعیف (ج) تصویر شفاف

۳-۱ ضرورت انجام تحقیق و هدف پایان‌نامه

همانطور که گفته شد سیستم‌های بازشناسی چهره در مورد تصاویری که مات هستند بسیار ضعیف عمل می‌کنند. بنابراین بهسازی چنین تصاویری کمک زیادی به افزایش دقت بازشناسی آنها می‌کند. در این پایان‌نامه هدف ما طراحی و شبیه‌سازی روشی جهت بهسازی تصاویر چهره مات شده به منظور بهبود کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره است. با توجه به مروری که در فصل بعد برای این روشها

آورده شده است ملاحظه می شود که تعداد روشهای موجود برای بهسازی تصویر چهره مات شده به منظور افزایش کارایی سیستمهای بازشناسی چهره بسیار اندک است.

ساختار بقیه پایان نامه به این صورت است که در فصل ۲ به مروری بر روشهای موجود می پردازیم؛ در فصل ۳ به معرفی روش پیشنهادی در این پایان نامه می پردازیم. در فصل ۴ نیز نتایج حاصل از شبیه سازی روش پیشنهادی جهت شناسایی تابع گسترش نقطه ای^۱ (PSF) مات کننده تصاویر چهره ورودی مات و رفع ماتی از آنها به منظور کاربرد در یک سیستم بازشناسی چهره بررسی می شود. فصل ۵ به بیان نتیجه گیری و پیشنهاد راهکار آینده اختصاص داده شده است.

¹ Point Spread Function

مروری بر روش‌های

موجود

۱-۲ مقدمه

همانطور که گفته شد تمام شرایط محیطی مثل تغییر نور محیط یا مات شدن تصویر، در روش‌های بازشناسی چهره تاثیر گذار است، لذا بررسی تاثیر روش‌های رفع ماتی تصاویر ورودی در ارتقاء صحت بازشناسی الگوریتم‌های بازشناسی چهره اهمیت ویژه‌ای خواهد داشت.

ماتی تصاویر چهره وارد شده به سیستم‌های بازشناسی چهره، دو مشکل مهم برای بازشناسی این تصاویر ایجاد می‌کند. اولاً همانطور که در شکل (۱-۲) دیده می‌شود ویژگی‌های تصاویر هر شخص به طور جدی تحت تأثیر عوامل مات کننده تصویر، تغییر می‌کنند؛ دوماً تصاویر چهره اشخاص مختلف در هنگام ماتی به هم شباهت بیشتری پیدا می‌کنند (شکل (۱-۲)) و بنابراین بازشناسی این تصاویر دارای خطای قابل توجهی می‌باشد.



شکل (۱-۲): تاثیر عوامل مات کننده بر روی تصاویر چهره [۲۰]

با وجود اینکه این دو مشکل دقت سیستم‌های بازشناسی چهره را به مقدار زیادی کاهش می‌دهند، اما روش‌های اندکی جهت مقابله با این مشکلات ارائه شده و هیچ یک از آن‌ها نتایج رضایت بخشی را در از بین بردن ماتی مربوط به تصاویر چهره خصوصاً در کاربرد جهان واقعی، و افزایش دقت بازشناسی دربر نداشته‌اند.

در این فصل به منظور آشنایی بیشتر با روش‌های رفع ماتی از تصاویر، ابتدا در بخش ۲-۲ روش‌های نوین رفع ماتی از تصاویر عمومی را بررسی می‌کنیم. سپس در بخش ۳-۲ به بررسی

روش‌های رفع ماتی از تصاویر چهره می‌پردازیم.

۲-۲ روش‌های رفع ماتی از تصاویر عمومی

موضوع رفع ماتی تصویر طور وسیع در حوزه‌هایی از قبیل پردازش تصویر، گرافیک کامپیوتری، و بینایی ماشین مطرح می‌شود. در حال حاضر رفع ماتی تصویر از جنبه‌های گوناگونی مانند نوع کاربرد تصاویر (پزشکی، صنعتی و...؛) نوع عامل مات کننده (حرکت دوربین یا سوژه، خراج زوم دوربین بودن سوژه نسبت به دوربین، عدم تنظیم لنز دوربین، نویز، شرایط محیطی نامساعد و...)؛ کاربرد دنیای واقعی یا کامپیوتری، سرعت عملکرد، پیچیدگی محاسبات و ... مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

اولین روش‌ها در زمینه رفع ماتی از تصاویر، تکیه بر روش دیکانولوشن (عکس پیچش) [۲-۴] دارد که شامل الگوریتم لوسی-ریچاردسون [۵-۶]، فیلتر وینر^۱ [۷]، و فیلتر مبتنی بر دیکانولوشن کوچکترین مربعات^۲ می‌باشد.

روش‌های مرسوم جهت رفع ماتی تصویر به دو دسته کلی شامل روش‌های رفع ماتی متکی بر دیکانولوشن و روش‌های رفع ماتی مبتنی بر دیکانولوشن کور تقسیم می‌شوند.

در روش‌های رفع ماتی متکی بر دیکانولوشن فرض بر آن است که ما عامل مات کننده و مشخصات آن را می‌شناسیم. حال این عامل که با تصویر اصلی کانالو شده را از طریق عکس عمل کانولوشن یعنی دیکانولوشن، حذف می‌کنیم. از جمله این روش‌ها می‌شود به روش فیلتر وینر و فیلتر حذف نویزگوسی شعاعی اشاره کرد.

در روش‌های رفع ماتی متکی بر دیکانولوشن کور، عامل مات کننده مشخص نیست و ما بر اساس

¹ Wiener filter

² Least-Squares Deconvolution

یک الگوریتم یادگیری سعی می‌کنیم به تخمینی از این عامل برسیم. مهم ترین نقص این روش‌ها وابستگی زیاد کیفیت رفع ماتی به تخمین کرنل مات کننده تصویر می‌باشد. در امر یادگیری پارامترها، جهت تخمین کرنل مات کننده دو نوع یادگیری تحت نظارت و بدون نظارت وجود دارد. در یادگیری تحت نظارت ما اطلاعاتی از قبیل نوع عامل مات کننده، مقدار واریانس و یا میانگین عامل مات کننده، اندازه کرنل عامل مات کننده و... در مورد عامل مات کننده داریم. اما در یادگیری بدون نظارت فرض می‌کنیم هیچ گونه اطلاعاتی در مورد عامل مات کننده وجود ندارد و قرار است هرگونه تصویری که به الگوریتم داده شود شفاف شود.

یکی از مشکلات موجود در امر رفع ماتی تصاویر، مبحث رفع ماتی تصاویر جهان واقعی است که ممکن است در آن واحد تصویر بر اساس چندین عامل مات کننده (مثلاً نویز و حرکت و عوامل محیطی)، مات شود که برای برطرف کردن آن‌ها باید معادلاتی غیر خطی و پیچیده حل و مورد بررسی قرار گیرد. از این رو برای اجتناب از این کار، بیشتر الگوریتم‌هایی که مورد بررسی قرار می‌گیرند دارای کاربردی محدود در زمینه‌ای خاص می‌باشند. البته راه حل‌هایی برای این کاربرد ارائه شده که در آن‌ها استفاده از شبکه عصبی نقش مهمی را جهت انجام یادگیری بر عهده دارد [۸].

در [۹] جهت انجام یادگیری تحت نظارت برای تخمین کرنل مات کننده، مجموعه‌ای از تصاویر شفاف و تصاویر مات شده متناظر با آن‌ها جمع آوری شده و هر زوج تصویر مات و شفاف به چند قسمت تقسیم می‌شوند و درون پنجره‌هایی ذخیره می‌شوند. سپس در مرحله آموزش، طبق معیار بیزین^۱ دو ماتریس L, R (مربوط به سمت راست و چپ هر تصویر) از آموزش الگوریتم بدست می‌آید، که توسط این دو ماتریس یک نگاشت در چهار چوب فرضی توسط رگرسیون ماتریس از فضای مات به فضای شفاف جهت رفع ماتی تصویر صورت می‌پذیرد. سپس به منظور تقویت جزئیات و لبه‌های تصویر رفع ماتی شده توسط روش رگرسیون ماتریس، روش گرادیان تکاملی بر روی تصویر اعمال شده و در

¹ Bayesian

نهایت تصویری شفاف حاصل می‌شود. البته ما در این پایان‌نامه پس از شبیه‌سازی این روش به این نتیجه رسیدیم که کیفیت تصاویر بهسازی شده توسط این روش تا حد زیادی به صحت تخمین PSF مات کننده تصویر بستگی دارد. همچنین مدت زمان لازم برای رفع ماتی از تصاویر توسط این روش نسبتاً طولانی است (به طور متوسط بیش از ۶۰ ثانیه برای هر تصویر چهره با ابعاد 112×92 لازم است).

مرجع [۱۰] سعی در بهبود کیفیت تصاویر رادیولوژی مات شده در هنگام تصویربرداری می‌پردازد. در این مرجع از مدل میانگین متحرک خودکار^۱ (ARMA) جهت انجام دیکانولوشن برروی تصاویر مات شده به صورت غیر خطی، و همچنین از یک شبکه عصبی^۲ (NN) جهت آموزش داده‌ها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳ که کلونی زنبورهای مصنوعی^۴ (ABC) نامیده می‌شود، استفاده می‌شود. سپس به پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی خود برروی آرایه دريچه‌ای برنامه پذیر میدانی^۵ (FPGA) می‌پردازد.

از مجموعه‌ی بررسی‌ها در عرصه رفع ماتی از تصاویر عمومی، به اهمیت این امر در موضوعات پردازش تصویر و جایگاه آن به عنوان یک سیستم پیش پردازش جدایی ناپذیر در بیشتر کاربردهای دنیای مجازی یا واقعی پی برده می‌شود. در ادامه به یکی از کاربردهای این سیستم پیش پردازش در موضوع بازشناسی چهره اشاره می‌کنیم.

¹ Auto Regressive Moving Average

² Neural Network

³ Swarm optimization

^۴ Artificial Bees Colony

⁵ Field-Programmable Gate Array

۲-۳ روش‌های رفع ماتی از تصاویر چهره در کاربرد بازشناسی چهره

همانطور که در قسمت‌های قبل نیز اشاره شد مات بودن تصویر، در عملکرد روش‌های بازشناسی چهره تاثیرگذار است و الگوریتم‌های مختلف تاثیرپذیری‌های مختلفی دارند. لذا بررسی روش‌های رفع ماتی تصاویر ورودی به الگوریتم‌های بازشناسی چهره به منظور ارتقا صحت بازشناسی اهمیت ویژه‌ای خواهد داشت.

از بررسی‌های انجام شده به این نتیجه رسیدیم که برای مقابله با تاثیر مخرب ماتی تصویر بر روی بازده سیستم‌های بازشناسی چهره پنج روش کلی وجود دارد که این پنج روش عبارت‌اند از:

الف) بهسازی تک تصویر بدون استفاده از اطلاعات مرحله آموزش:

برای مثال، در [۱۱] دو عامل ماتی بر اثر حرکت و عامل اتمسفری را به عنوان مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار بر عملکرد سیستم‌های بازشناسی چهره به صورت بلادرنگ، معرفی می‌کند. در این مرجع برای از بین بردن اثر عوامل مات کننده به ارائه روش تخمین خودکار عامل ماتی بر اثر حرکت و عامل ماتی اتمسفری، به صورت همزمان با استفاده از یک خط لوله مشترک در کاربرد بلادرنگ بازشناسی چهره می‌پردازد. در این مرجع برای تخمین پارامترهای کرنل ماتی بر اثر حرکت و تخمین تابع گسترش نقطه‌ای مربوط به عامل مخرب اتمسفر از یک تصویر ورودی استفاده می‌کند و سپس با استفاده از روش‌هایی مثل فیلتر وینر جهت حذف اثر مخرب این عوامل اقدام می‌شود. اساس کار تخمین خودکار کرنل ماتی بر اثر حرکت در این مرجع بر پایه این نکته است که اکثر توابع گسترش مربوط به تصاویر مات دارای صفرهای متناوب در حوزه فرکانس می‌باشند که با توجه به [۱۲] از این خاصیت می‌توان جهت تخمین میزان طول و زاویه کرنل مات کننده استفاده کرد. البته باید به این نکته توجه داشت که وجود نویز همراه با تصویر روی کارایی این روش اثر دارد و در واقع باید یک تبادلی بین میزان سرعت در اجرا و پیچیدگی محاسبات و تحمل پذیری در برابر عوامل ناخواسته مثل نویز، توسط طراح صورت پذیرد.

در [۱۳]، چان و وانگ با استفاده از روش تنظیم انحراف مجموع، پس از یافتن PSF مات کننده تصویر به بهسازی آن می‌پردازند. سایر روش‌های ارائه شده در زمینه‌ی بهسازی تک تصویر، به یافتن PSF مات کننده تصویر از روی پروفایل شدت روشنایی تصویر در اطراف لبه‌ها می‌پردازند. به طور مثال در [۱۴] و [۱۵]، PSF مات کننده تصویر از روی شدت روشنایی و با استفاده از تغییرات مقیاس گوسی شناسایی می‌شود. در [۱۶] و [۱۷] با استفاده از ضرایب تبدیل موجک، در [۱۸] از مجموع مشتق‌های تصویر، و در [۱۹] از روی مقدار آلفا (α) به نمایندگی از شفافیت نقاط مرزی اشیا، PSF مات کننده تصویر شناسایی می‌شود.

به خاطر اینکه روش‌های ذکر شده به اندازه کافی از اطلاعات قبلی در مورد شناسایی PSF مات کننده تصویر استفاده نمی‌کنند، در شناسایی این تابع تا حدی دچار خطا شده و در نتیجه کیفیت تصاویر بهسازی شده توسط این روش‌ها، در بیشتر موارد پایین می‌باشد [۲۰]. در [۲۱] با آزمایش این روش‌ها در سیستم‌های بازشناسی تصویر، این نتیجه به دست آمده که استفاده از روش‌های نام برده شده به عنوان یک سیستم پیش پردازش در سیستم‌های بازشناسی تصویر مناسب نمی‌باشد.

ب) استخراج ویژگی‌های ثابت و غیر حساس به عامل مات کننده جهت بازشناسی تصاویر

مات شده:

در [۲۲] گوپالان و همکارانش ابتدا به ایجاد فضای ویژگی بر پایه اطلاعات مربوط به ویژگی‌های ثابت و غیر حساس به عامل مات کننده، از روی شدت روشنایی تصاویر می‌پردازند. سپس با استفاده از روش منیفلد گراسمن^۱، به بازشناسی تصاویر از روی نمونه‌های مات می‌پردازند. اگرچه این روش نسبت به روش‌های بررسی شده دارای نتایج قابل قبول‌تری است، اما ویژگی‌های استخراج شده از روی شدت روشنایی پیکسل‌ها برای داشتن یک سیستم بازشناسی قدرتمند خصوصاً در شرایط نویزی مناسب

¹ Grassmann manifold

نمی‌باشد [۲۳].

در [۲۳] سان و همکارانش به طراحی یک سیستم بازشناسی چهره بر اساس استخراج ویژگی از روی تصاویر مات، با استفاده از انجام تبدیل STFT از روی تصاویر می‌پردازند. اما با وجود بازده نسبتاً بالای این روش در بازشناسی تصاویر مات شده (بازده بیش از ۹۰ درصد در شرایط بدون نویز)، بازهم این روش در شرایط نویزی خوب عمل نمی‌کند و همچنین با توجه به استفاده از تبدیل محلی STFT به عنوان سیستم استخراج کننده ویژگی سرعت اجرای الگوریتم پایین است.

در [۲۴] چان و همکارانش ابتدا با استفاده از ایجاد فضای ویژگی براساس اطلاعات متشکل از چهارچوب چند مقیاسی^۱ کوانتیزه کننده فاز به صورت محلی^۲ (MLPQ)، و همچنین چهارچوبی دیگر شامل اطلاعات الگوی دودویی محلی چند مقیاسی^۳ (MLBP) از روی تصاویر می‌پردازند. سپس با استفاده از روش تجزیه و تحلیل جدا کننده تابع^۴ (KDA) به تلفیق ویژگی‌های استخراج شده توسط دو روش پرداخته و بر اساس اطلاعات این فضای ویژگی به بازشناسی چهره می‌پردازند. با وجود اینکه در این مرجع آزمایشات گسترده‌ای بر روی پنج پایگاه داده مختلف صورت گرفته، اما نه در مورد دقت بازشناسی تصاویر مات در شرایط نویزی، و نه در مورد سرعت اجرای الگوریتم اطلاعاتی منتشر نشده است.

ج) تخمین PSF مات کننده تصاویر در یک سیستم بازشناسی مورد نظر و ایجاد پایگاه داده از

روی تصاویر مات شده با همان PSF:

از جمله این روش‌ها می‌توان به روش ارائه شده در [۲۵] که توسط استیون و همکارانش ارائه شد،

¹ Multiscale Framework

² Local Phase Quantization

³ Multiscale Local Binary Pattern

⁴ Kernel Discriminant Analysis

اشاره کرد. طی این روش ابتدا مجموعه‌ای از تصاویر مربوط به افرادی که بعداً باید تصویر آن‌ها توسط سیستم بازشناسی چهره شناسایی شوند، تهیه و ذخیره می‌شود. سپس از روی هر تصویر نمونه‌هایی که به صورت مصنوعی مات شده‌اند، ایجاد و به عنوان تصاویر معرف هر شخص در نظر گرفته می‌شوند. حال تصویر چهره ورودی ناشناس، با هریک از تصاویر ایجاد شده مقایسه و بازشناسی انجام می‌شود. اگر چه این روش می‌تواند در مقابل تغییرات ایجاد شده در تصاویر چهره توسط عامل مات کننده به خوبی مقاومت کند، اما در خصوص مساله افزایش شباهت تصاویر چهره اشخاص مختلف در هنگام ماتی به کلی بی اثر است. به همین دلیل، نتوانسته بازده سیستم بازشناسی چهره را به صورت قابل توجهی افزایش دهد.

(د) افزایش ویژگی‌ها به صورت مستقیم:

طی روش ارائه شده در [۲۶] با استفاده از تصویربرداری چندگانه از صحنه‌های مشابه و مقایسه آن‌ها با یکدیگر، به شناسایی PSF مات کننده تصویر پرداخته می‌شود؛ اما باید توجه داشت که پیاده‌سازی این روش در خصوص سیستم‌های بازشناسی تصویر، کاربرد این سیستم‌ها را محدود می‌کند.

(ه) رفع ماتی و افزایش تباین تصاویر با استفاده از اطلاعات مرحله آموزش:

همانطور که ملاحظه می‌کنید بیشتر روش‌های بیان شده به اندازه کافی از اطلاعات قبلی در مورد شناسایی PSF تصویر استفاده نمی‌کنند. از طرفی تشخیص دادن لبه‌های مات شده تصویر از روی پروفایل شدت روشنایی آن به منظور یافتن PSF مات کننده تصویر (به ویژه در شرایط نویزی)، مشکل و دارای خطای زیاد است؛ در نتیجه PSF مات کننده تصویر، به خوبی شناسایی نشده و بنابراین، کیفیت تصاویر بهسازی شده توسط این روش‌ها، در بیشتر موارد پایین می‌باشد.

در [۲۰] یکی از روش‌های جدید و دارای نتایج نسبتاً رضایت بخش جهت بازشناسی تصاویر چهره

مات، که استنتاج بهسازی تصاویر چهره¹ (FADEIN) نام دارد، معرفی شده است. در این روش محققان به شناسایی PSF مات کننده تصاویر چهره با استفاده از فراگیری مدل آماری مبتنی بر تغییرات ناشی از تاثیر ماتی بر روی تصاویر چهره، پرداخته‌اند. ما در این پایان‌نامه، روش پیشنهادی خود را با روش FADEIN مقایسه می‌کنیم.

در این پایان‌نامه برای مقابله با مشکلات موجود در روش‌های مذکور، از دانش قبلی برای شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده تصاویر چهره استفاده می‌کنیم. در روش پیشنهادی ابتدا در مرحله آموزش، جهت شناسایی مشخصات PSF، مجموعه‌ای از تصاویر چهره را با استفاده از چند PSF مشخص و استاندارد، به صورت مصنوعی مات کرده و پس از نگاشت این تصاویر به فضای ویژگی، به استخراج ویژگی از این تصاویر در این فضا جهت آموزش و یادگیری وزن‌های یک شبکه عصبی MLP می‌پردازیم. حال در مرحله آزمایش، تصویر چهره مات ورودی که دارای PSF نامشخص و تصادفی می‌باشد را به فضای ویژگی بیان شده در مرحله آموزش نگاشت داده و پس از استخراج ویژگی، آن‌ها را به عنوان ورودی به شبکه عصبی آموزش داده شده در مرحله قبل، اعمال می‌کنیم. با استفاده از این شبکه، مشخصات PSF مات کننده تصویر ورودی شناسایی می‌شود.

از نکات بارز و قابل توجه روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، افزایش همزمان سرعت و دقت شناسایی مشخصات PSF مات کننده تصاویر چهره، نسبت به سایر روش‌های نوین ارائه شده در این زمینه می‌باشد، که این خود به دلیل استفاده از روشی خاص جهت استخراج ویژگی و همچنین استفاده از شبکه عصبی جهت شناسایی این تابع می‌باشد.

¹ FAcial DEblur Inference

روش پیشنهادی

۳-۱ مقدمه

همانطور که در فصل قبل گفته شد بیشتر روش‌های بیان شده در زمینه‌ی رفع ماتی از تصاویر چهره، از نوع بهسازی تک تصویر و بدون استفاده از اطلاعات مرحله آموزش می‌باشند، لذا این روش‌ها به اندازه کافی از اطلاعات قبلی در مورد شناسایی PSF تصویر استفاده نمی‌کنند. از طرفی در این روش‌ها یافتن PSF مات کننده تصویر در شرایط نویزی، مشکل و دارای خطای زیاد است؛ در نتیجه PSF مات کننده تصویر به خوبی شناسایی نشده و بنابراین، کیفیت تصاویر بهسازی شده توسط این روش‌ها در بیشتر موارد پایین می‌باشد.

در این پایان‌نامه برای مقابله با مشکلات موجود در روش‌های مذکور، از دانش قبلی برای شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده تصاویر چهره استفاده می‌کنیم.

۳-۲ اجزای روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی طبق روندنمای نشان داده شده در شکل (۳-۱ الف) ابتدا تصاویر چهره مربوط به پایگاه داده مورد نظر را به کمک رابطه (۳-۱) و با استفاده از چند PSF مشخص و استاندارد، به صورت مصنوعی مات می‌کنیم. فرآیند تخریب یک تصویر با عوامل مخرب نویز و ماتی، در حوزه فرکانس، به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$G(u, v) = F(u, v) \times H(u, v) + N(u, v) \quad (۳-۱)$$

که F تصویر چهره شفاف اصلی، H پنجره مات کننده تصویر چهره، G تصویر چهره مات شده و N مربوط به چگالی طیفی نویز می‌باشد.

حال به استخراج ویژگی از این تصاویر می‌پردازیم. نکته قابل توجه در امر استخراج ویژگی این است که با استخراج ویژگی از روی پیکسل‌های خام تصاویر مرحله آموزش و ایجاد فضای ویژگی توسط آن‌ها، این نمونه‌ها به راحتی از هم جداپذیر نمی‌باشند و دقت شناسایی PSF رضایت بخش نمی‌باشد.

در روش پیشنهادی در این پایان نامه برای حل این مشکل از روشی مبتنی بر تشکیل فضای ویژگی بر اساس استخراج ویژگی از اطلاعات بیشینه‌ی اندازه مولفه‌های فرکانسی تصاویر استفاده شده است. طبق این روش برای نگاشت نمونه‌های آموزش به فضای ویژگی مورد نظر، ابتدا به کمک تبدیل فوریه دوبعدی، نمونه‌های آموزش را به حوزه فرکانس منتقل می‌کنیم. حال با توجه به این نکته که اطلاعات بیشینه‌ی مربوط به اندازه مولفه‌های فرکانسی کلیه تصاویر مات شده با عامل ماتی مشابه (یعنی کلیه تصاویر متعلق به یک دسته)، در حوزه فرکانس، دارای همبستگی زیاد با یکدیگر اما اختلاف قابل توجه با اطلاعات بیشینه‌ی مربوط به اندازه مولفه‌های فرکانسی تصاویر متعلق به دسته‌های دیگر است، تنها اطلاعات مربوط به اندازه مولفه‌های فرکانسی نمونه‌های آموزش، ذخیره شده و فضای ویژگی را به کمک آن‌ها تشکیل می‌دهیم. (در اینجا از اطلاعات مربوط به فاز حوزه فرکانس نمونه‌های آموزش استفاده‌ای نمی‌شود). حال ویژگی‌های نگاشت یافته به فضای ویژگی را ابتدا نسبت به اندازه فاصله بین ویژگی‌های هر بردار نرمالیزه کرده، و سپس از آن‌ها جهت آموزش شبکه عصبی استفاده می‌کنیم.

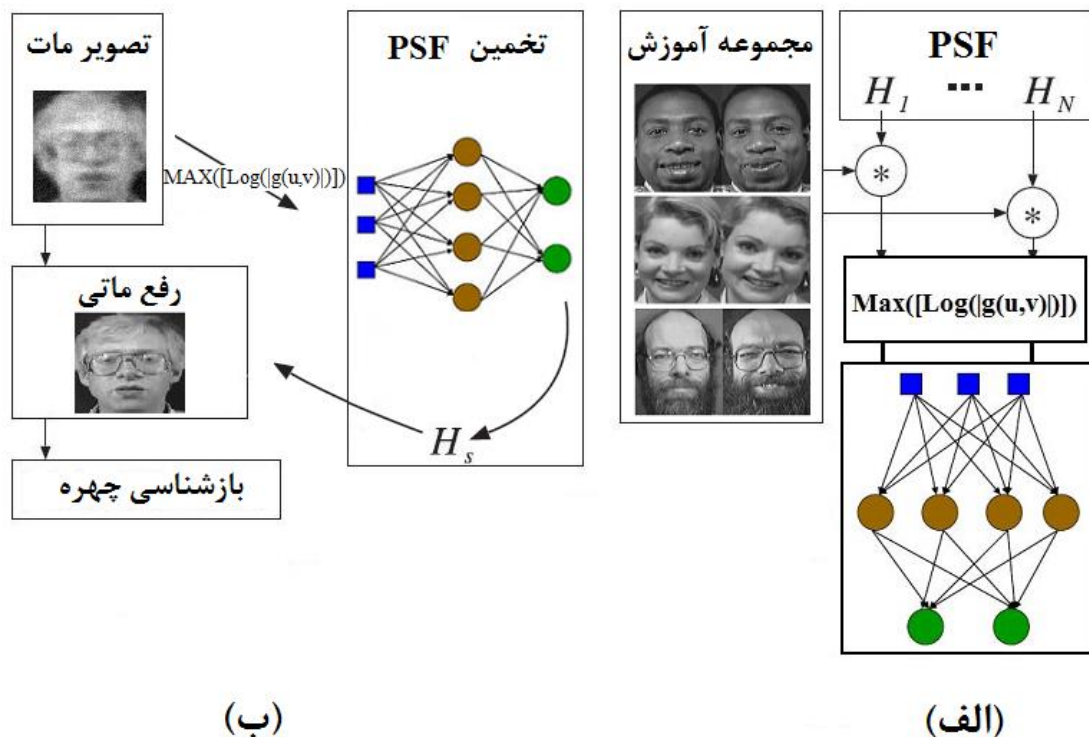
با توجه به شکل (۳-۱ الف) و به کمک رابطه (۳-۲) در مرحله آموزش، تعداد N دسته از روی نمونه‌های تصاویر آموزشی که به صورت مصنوعی مات شده‌اند، ایجاد می‌شود؛ و هر کدام از این N دسته شامل تصاویر چهره مات شده با PSF مات کننده مشخص می‌باشند.

$$\Omega = \{H_i\}, i = 1 \text{ to } N \quad (۳-۲)$$

که در این رابطه، Ω مجموعه آموزش، H_i تابع گسترش نقطه‌ای مات کننده دسته i ام و N تعداد دسته‌های موجود در این مجموعه را نشان می‌دهد.

باید به این نکته توجه داشت که ممکن است در این روش با توجه به کاربرد سیستم‌های بازشناسی چهره در موقعیت‌های مختلف، برای مات کردن تصاویر چهره از PSF مات کننده مختلفی

استفاده کرد؛ برای مثال در این پایان نامه اثر PSF مات کننده مربوط به عامل ماتی بر اثر حرکت^۱ و ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین^۲، بررسی شده است.



شکل (۱-۳): روندنمای مربوط به روش پیشنهادی که شامل دو مرحله است: (الف) مرحله آموزش (ب) مرحله

شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره، رفع ماتی، و بازشناسی آن تصویر

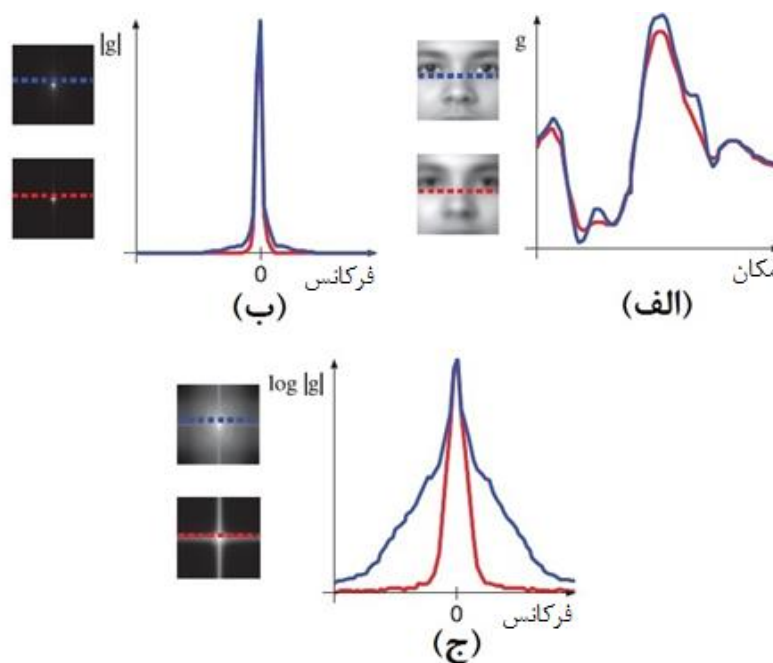
طبق روندنمای نشان داده شده در شکل (۱-۳)، در مرحله آزمایش نیز ابتدا به کمک شبکه عصبی PSF مات کننده تصویر چهره مات ورودی را شناسایی کرده، و پس از شناسایی این تابع به بهسازی این تصویر با استفاده از روش دیکانولوشن می پردازیم. در نهایت تصویر بهسازی شده را برای انجام بازشناسی به سیستم بازشناسی چهره تحویل می دهیم.

¹ Camera Motion Blur

² Camera Focus Blur

۳-۲-۱۱ ایجاد فضای ویژگی

همانطور که در قسمت قبل گفته شد، به منظور رفع ماتی از تصاویر چهره ابتدا باید به شناسایی PSF مات کننده آن تصویر پردازیم. بدیهی است هرچه این تابع با دقت بالاتری شناسایی شود شاهد نتیجه بهتری در بهسازی آن تصویر خواهیم بود. برای بالا بردن این دقت نیازمند ایجاد یک فضای ویژگی خاص می‌باشیم. این فضای ویژگی از یک جهت باید نسبت به تغییرات ایجاد شده توسط عوامل مات کننده مختلف در تصاویر چهره، حساس و از طرف دیگر نسبت به تفاوت بین تصویر چهره یک فرد با فرد دیگر غیر حساس باشد. از [۲۷] و توجه به شکل (۳-۲) درمی‌یابیم که بین اندازه مولفه‌های فرکانس میانی و بالایی مرتبط با تصاویر شفاف و مات اختلاف قابل توجهی وجود دارد. بنابراین با توجه به این وجه تمایز می‌توان از آن به عنوان بردار ویژگی استفاده کرد.



شکل (۳-۲): مقایسه بین بردارهای ویژگی موجود در فضاهای ویژگی مختلف [۲۰]. (الف) بردار ویژگی مرتبط با اطلاعات تصویر چهره شفاف و مات در حوزه مکان (ب) بردار ویژگی مرتبط با اطلاعات اندازه مولفه‌های فرکانسی تصویر چهره شفاف و مات در حوزه فرکانس (ج) بردار ویژگی مرتبط با اطلاعات اندازه مولفه‌های فرکانسی تصویر چهره شفاف و مات در حوزه فرکانس پس از گرفتن لگاریتم

همانطور که در شکل (۲-۳ الف) دیده می‌شود، در فضای ویژگی مربوط به حوزه زمان، بین مقدار خام پیکسل‌های مرتبط با تصاویر شفاف و مات اختلاف معنادار وجود ندارد و از این مقادیر نمی‌توان به عنوان بردار ویژگی استفاده کرد. همچنین مطابق با شکل (۲-۳ ب)، در فضای ویژگی ایجاد شده بر اساس اطلاعات مربوط به اندازه مولفه فرکانسی تصاویر شفاف و مات، اختلاف مابین اندازه مولفه فرکانس میانی و بالایی تصاویر شفاف و مات به خوبی آشکار نشده است. می‌توان، مطابق شکل (۲-۳ ج) برای آشکار شدن وجه تمایز مابین این بردارهای ویژگی، از اطلاعات مربوط به اندازه مولفه فرکانسی تصاویر شفاف و مات لگاریتم گرفت. حال در فضای ویژگی جدید ایجاد شده، وجه تمایز زیادی بین بردارهای ویژگی مرتبط با هر دسته از تصاویر چهره که با PSF مات کننده مختلفی مات شده‌اند، وجود دارد. این وجه تمایز بین بردارهای ویژگی خود موجب افزایش کارایی طبقه‌بندی و در نتیجه افزایش دقت شناسایی PSF مات کننده تصویر ورودی می‌شود.

در کاربرد جهان واقعی با تصاویر گرفته شده معمولاً مقداری نویز همراه می‌شود، که این نویز در فضای ویژگی مورد نظر، بر روی دقت شناسایی PSF مات کننده، تاثیر منفی نسبتاً زیادی دارد. برای حل این مشکل، پس از بررسی‌های فراوان بر روی شکل موج مربوط به اطلاعات اندازه مولفه فرکانسی تصاویر نویزی مات و شفاف، به این نتیجه رسیدیم که اطلاعات بیشینه مربوط به هر سطر از ماتریس نتشکل از اندازه مولفه فرکانسی تصاویر نویزی مات و شفاف دارای تمایز بیشتری نسبت به یکدیگر هستند. لذا از این ویژگی می‌توان برای تشکیل بردار ویژگی و استفاده در تخمین PSF استفاده کرد.

حال برای ایجاد فضای ویژگی مورد نظر طبق رابطه (۳-۳) از اطلاعات بیشینه مربوط به هر سطر از ماتریس متشکل از اندازه مولفه فرکانسی تصاویر، استفاده می‌کنیم.

$$x_{\xi} = \sum_{\xi=1}^M \max([\text{Log}(|g(\xi, \eta)|)]) \quad (3-3)$$

که در این رابطه g تصویر چهره نگاشت یافته به حوزه فرکانس، x ویژگی‌های استخراج شده از

این تصویر، ξ و η متناظر با مولفه فرکانسی دو بعدی تصاویر، و M تعداد سطرهای هر تصویر می‌باشند.

پس از آشنایی با نحوه ایجاد فضای ویژگی مربوط به مرحله آموزش، نوبت به آشنایی با نحوه آموزش این فضا جهت شناسایی PSF مات کننده تصویر می‌رسد.

همانطور که در بخش‌های قبل به آن اشاره شد، فضای ویژگی استفاده شده جهت شناسایی PSF مات کننده تصویر ورودی، مجموعه‌ای از تصاویر چهره می‌باشند که با استفاده از PSF مشخص، به صورت مصنوعی مات شده و پس از اضافه شدن نویز به آن‌ها، تصاویر چهره مات شده با PSF مشابه در یک دسته قرار گرفته و بعد از نگاشت تصاویر هر دسته به حوزه فرکانس، از اطلاعات بیشینه مربوط به اندازه مولفه فرکانسی آن‌ها به عنوان ویژگی استفاده می‌کنیم. حال با نرمالیزه کردن این ویژگی‌ها، آن‌ها را با ترتیب تصادفی به عنوان ورودی به شبکه عصبی طراحی شده اعمال می‌کنیم.

از آنجا که از یک طرف تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر نسبتاً زیاد می‌باشد (از هر تصویر ۱۰۶ ویژگی)، و از طرف دیگر نیازمند سرعت شناسایی بالا در مرحله آزمایش می‌باشیم؛ در نتیجه از یک شبکه عصبی که با این شرایط سازگار باشد، استفاده می‌کنیم. ما در این پایان‌نامه پس از بررسی شرایط شبکه‌های عصبی مختلف، از شبکه عصبی MLP^1 استفاده کرده‌ایم.

۲-۲-۳ مرحله شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره

جهت شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره مات ورودی، ابتدا تصویر چهره را با PSF تصادفی مات کرده، سپس آن را به فضای ویژگی مرحله آموزش نگاشت داده و پس از استخراج ویژگی‌ها از آن و نرمالیزه کردن آن‌ها، این ویژگی‌ها را به عنوان ورودی به شبکه عصبی مرحله آموزش اعمال می‌کنیم. پس از اعمال این ویژگی‌ها به شبکه عصبی و با توجه به وزن‌های ذخیره شده در مرحله آموزش در

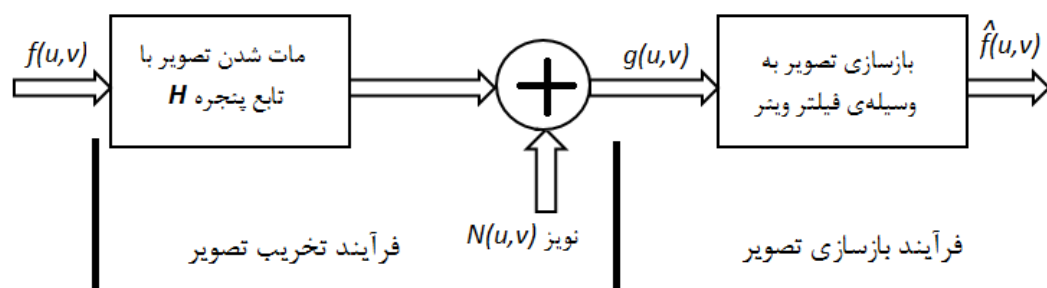
¹ Multi Layer Perceptron

خروجی، مقدار یک نرون از مابقی نرون‌ها بیشتر بوده و با توجه به اندیس این نرون که نمایانگر اندیس دسته‌ای از دسته‌های مرحله آموزش می‌باشد، PSF مات کننده آن دسته را به عنوان PSF مات کننده تصویر چهره ورودی در نظر می‌گیریم.

۳-۲-۳ بهسازی تصویر چهره مات ورودی

پس از شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره ورودی در بخش قبل، نوبت به بهسازی این تصویر با استفاده از روش دیکانولوشن و اعمال عکس اثر PSF مات کننده شناسایی شده، بر روی این تصویر است.

شکل (۳-۳) فرآیند تخریب یک تصویر و همچنین بازسازی تصویر تخریب شده را نشان می‌دهد.



شکل (۳-۳): فرآیند تخریب و بازسازی یک تصویر

با توجه به فرآیند نمایش داده شده در شکل (۳-۳)، معمولاً تصویر مات شده علاوه بر اثر مخرب عامل مات کننده، تحت تاثیر نویز نیز قرار می‌گیرد. حال در حالت عادی به منظور بهسازی تصویر مات شده باید معکوس تابع مات کننده شناسایی شده در بخش قبلی را طبق رابطه (۴-۳) بر روی تصویر تخریب شده اعمال کنیم.

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} - \frac{N(u, v)}{H(u, v)} \quad (4-3)$$

که $\hat{F}$ تصویر چهره بازسازی شده، H تابع پنجره مات کننده شناسایی شده، G تصویر چهره مات شده و N مربوط به چگالی طیفی نویز می باشد.

باید توجه داشت که دو تابع H و N دارای رفتار فرکانسی کاملاً متضاد هستند؛ به این صورت که بیشتر مولفه های فرکانسی تابع H در فرکانس های پایین حضور دارند و این تابع یک تابع فرکانس پایین می باشد. در صورتیکه بیشتر مولفه های فرکانسی تابع N در فرکانس های بالا حضور داشته و این تابع یک تابع فرکانس بالا می باشد. حال اگر طبق رابطه (۳-۴) تابع فرکانس بالای N را بر تابع فرکانس پایین H تقسیم کنیم، در فرکانس های بالا باعث تشدید اثر مخرب نویز شده (در این حالت تقسیم بر صفر داریم) و تصویر بازسازی شده کیفیت خوبی نخواهد داشت. در [۲۸] برای حل این مشکل فیلتر وینر معرفی شده است. رابطه (۳-۵)، رابطه مربوط به این فیلتر را نشان می دهد.

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} \times \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right] G(u, v) \quad (۳-۵)$$

$$\text{Where } K = \frac{S_N(u, v)}{S_F(u, v)}, \quad S_N = |N(u, v)|^2, \quad S_F = |F(u, v)|^2$$

که $\hat{F}$ تصویر چهره بازسازی شده، H تابع پنجره مات کننده شناسایی شده، G تصویر چهره مات شده و K مربوط به پارامتر تعاملی بین چگالی طیفی توان نویز $(S_N(u, v))$ و طیف توان تصویر بازسازی شده $(S_F(u, v))$ می باشد.

طبق رابطه (۳-۵) در این فیلتر به جای تقسیم مستقیم تصویر تخریب شده بر تابع مات کننده H ، این تصویر را بر حاصلجمع تابع مات کننده H با مقدار K تقسیم می کنیم. در این رابطه با انتخاب مقدار مناسب برای پارامتر K می توان به تصویر بازسازی شده با کیفیت نسبتاً خوب دست یافت.

۳-۳ نتیجه گیری

همانطور که ملاحظه شد، در این فصل ابتدا روندنمای روش پیشنهادی در این پایان نامه، معرفی شد. سپس در مورد نحوه ایجاد فضای ویژگی استفاده شده در روش پیشنهادی در این پایان نامه صحبت شد. همچنین پس از معرفی نحوه ایجاد فضای ویژگی مورد نظر، به توضیح در مورد نحوه شناسایی PSF تابع مات کننده تصویر به کمک شبکه عصبی از روی این فضای ویژگی پرداخته شد. در انتها نیز نحوه بهسازی تصویر تخریب شده با توجه به تابع مات کننده شناسایی شده و به کمک فیلتر وینر معرفی گردید.

پس از معرفی روش پیشنهادی در این پایان نامه در این فصل، حال به معرفی نحوه شبیه سازی این روش و نمایش نتایج حاصل از آن در فصل بعد می پردازیم.

نتایج شیه سازی

۱-۴ مقدمه

ما در این فصل ابتدا به معرفی پایگاه داده استفاده شده در این پایان نامه می پردازیم. سپس به طور خلاصه سه روش مختلف و نوین در مورد بازشناسی چهره را که در این پایان نامه استفاده و شبیه سازی کرده ایم، شرح می دهیم.

در ادامه نیز پس از معرفی و شبیه سازی روش نوین رفع ماتی از تصاویر چهره FADEIN، به مقایسه عملکرد روش پیشنهادی در این پایان نامه با روش FADEIN، در دو حالت ماتی تصاویر چهره بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین و ماتی بر اثر حرکت دوربین، می پردازیم.

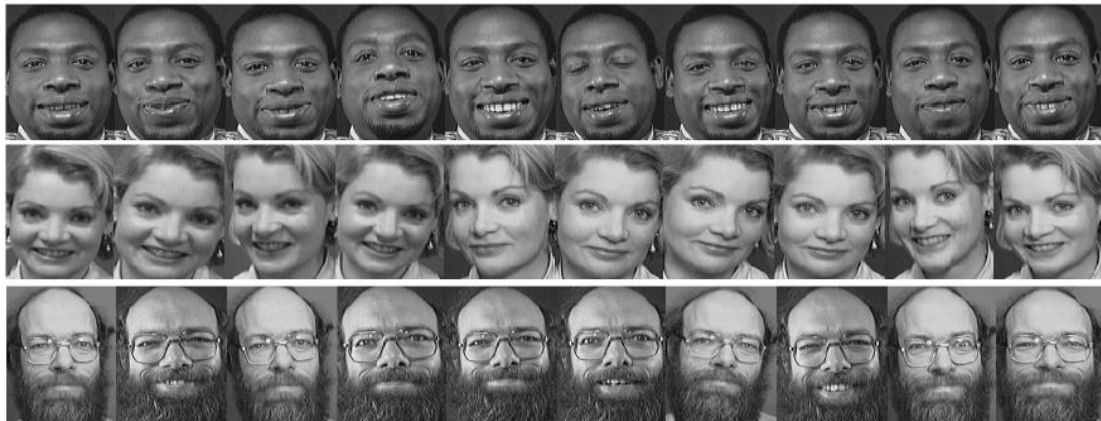
۲-۴ معرفی پایگاه داده

در این پایان نامه از پایگاه داده ORL [۲۹]، که مشخصات تکمیلی آن در جدول (۱-۴) ارائه شده است، استفاده کرده ایم.

جدول (۱-۴): مشخصات مربوط به پایگاه داده ORL

تعداد افراد	ابعاد تصاویر	تعداد تصاویر
۴۰	۹۲×۱۱۲	۴۰۰

همانطور که در جدول (۱-۴) مشاهده می کنید، این پایگاه داده شامل تعداد ۴۰۰ تصویر چهره به ابعاد (۹۲×۱۱۲ پیکسل)، مربوط به ۴۰ شخص مختلف با ۱۰ حالت مختلف از هر شخص می باشد. همچنین نمونه ای از تصاویر موجود در این پایگاه داده، در شکل (۱-۴) نمایش داده شده است.



شکل (۴-۱): نمونه‌ای از تصاویر موجود در پایگاه داده ORL

۳-۴ معرفی روش‌های بازشناسی استفاده شده

در این پایان‌نامه برای بازشناسی چهره از سه روش مختلف به نام‌های: روش بازشناسی چهره مبتنی بر تبدیل موجک^۱ و شبکه عصبی MLP، ("WT-MLP") [۳۰]، روش بازشناسی چهره مبتنی بر روش میانگین بلوکی^۲ و شبکه عصبی MLP، ("BA-MLP")، و روش بازشناسی چهره مبتنی بر مقادیر ویژه حاصل از تصاویر چهره^۳ ("EF") [۳۱]، استفاده کرده‌ایم، که در ادامه به طور خلاصه به توضیح این روش‌ها می‌پردازیم.

۳-۴-۱ روش بازشناسی چهره مبتنی بر تبدیل موجک و شبکه عصبی MLP ("WT-MLP")

اساس کار این روش بازشناسی چهره، استخراج ویژگی به وسیله‌ی تبدیل موجک می‌باشد. روندنمای مربوط به مرحله آموزش و آزمایش این روش در شکل (۴-۲) نمایش داده شده است. با توجه به این روندنما ابتدا در مرحله آموزش (شکل (۴-۲الف)) با استفاده از موجک دابیشز^۴ (db2)، به استخراج سیگنال‌های مربوط به جزئیات افقی، عمودی و قطری ناشی از هفت سطح تجزیه تصاویر

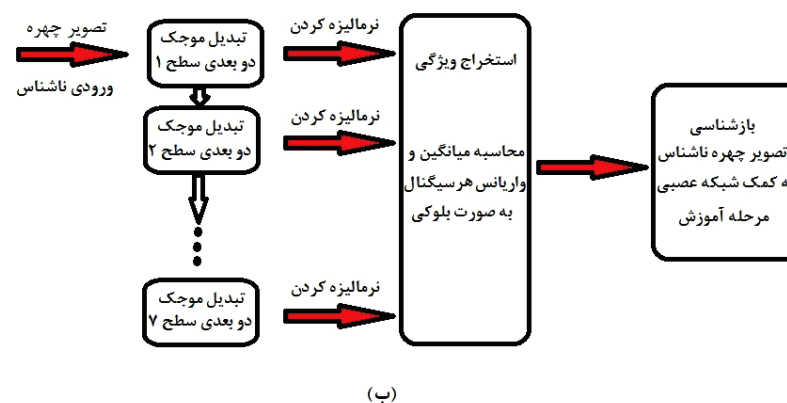
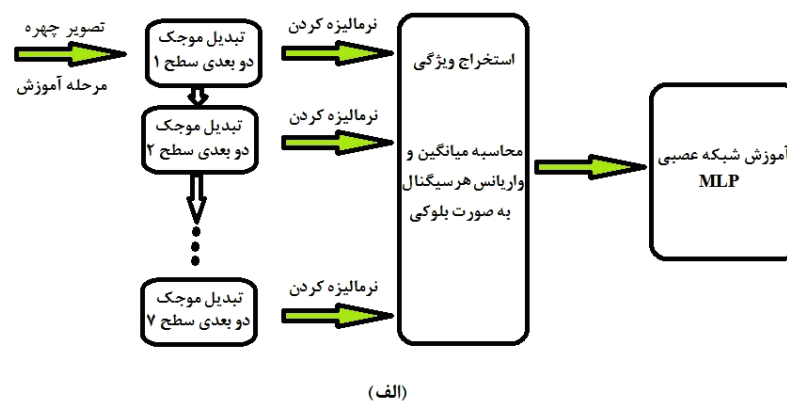
¹ Wavelet Transform

² Block Averaging

³ Eigen Faces

⁴ Daubechies

ورودی می‌پردازیم. حال به منظور هم‌شان کردن اطلاعات موجود در این سیگنال‌ها، به نرمالیزه کردن اطلاعات مربوط به هر سیگنال نسبت به اندازه فاصله (نرم) مابین اطلاعات هر سیگنال می‌پردازیم. سپس با توجه به این موضوع که طول سیگنال‌های استخراج شده از تصویر در هر مرحله از تجزیه با مرحله دیگر متفاوت است، به هم اندازه کردن طول این سیگنال‌ها پرداخته می‌شود. پس از هم اندازه شدن طول سیگنال‌های بدست آمده از هفت سطح تجزیه تصویر، به محاسبه مقدار انحراف معیار^۱ و میانگین اطلاعات مربوط به هر سیگنال به صورت بلوکی می‌پردازیم. حال مقادیر بدست آمده را در یک بردار در کنار هم قرار داده و به عنوان بردار ویژگی مربوط به هر تصویر در نظر می‌گیریم.



شکل (۴-۲): روندنمای مربوط به روش "WT-MLP" که شامل دو مرحله است: (الف) مرحله آموزش (ب) مرحله

آزمایش

¹ Variance

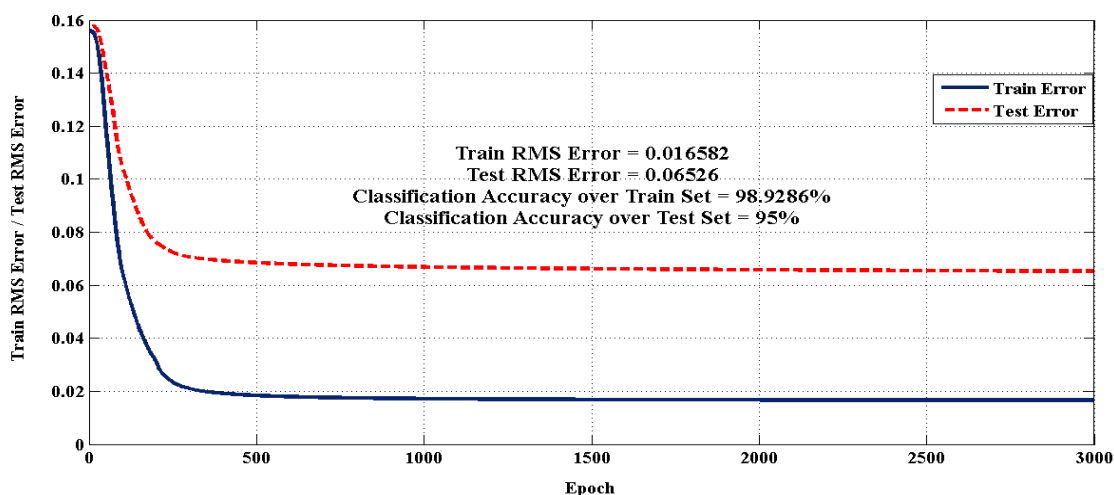
پس از محاسبه بردارهای ویژگی مربوط به تصاویر موجود در پایگاه داده، مقدار ۷۰ درصد این بردارها (تعداد هفت تصویر از هر شخص) را به صورت تصادفی به عنوان مجموعه آموزش و ۳۰ درصد باقیمانده را به عنوان مجموعه آزمایش استفاده می‌کنیم. حال برای دسته‌بندی ویژگی‌های استخراج شده نیز از شبکه عصبی MLP با مشخصات ذکر شده در جدول (۲-۴) استفاده می‌کنیم.

جدول (۲-۴): مشخصات مربوط به شبکه عصبی MLP استفاده شده جهت دسته‌بندی ویژگی‌ها در روش

(“WT-MLP”)

نحوه آموزش	تابع فعال‌ساز	معیار توقف آموزش	تعداد نرون‌های لایه ورودی	تعداد لایه / نرون مخفی	تعداد نرون‌های خروجی
حالت افزایشی	تابع سیگموئید	بر اساس میزان خطا	۱ + ۱۶۸ نرون	۱ لایه مخفی ۱ + ۵۰ نرون	۴۰ نرون

پس از شبیه‌سازی این روش در محیط نرم‌افزار متلب و اجرای آن، نمودارهای خطای موثر دسته‌بندی شبکه عصبی MLP مربوط به دو مرحله آموزش و آزمایش مطابق با شکل (۳-۴) به دست آمد.



شکل (۳-۴): نمودارهای خطای موثر دسته‌بندی شبکه عصبی MLP در روش (“WT-MLP”)

همانطور که در شکل (۳-۴) مشاهده می‌کنید، صحت بازشناسی مربوط به تصاویر شفاف مجموعه آزمایش این روش پس از طی شدن ۳۰۰۰ دوره‌ی آموزش به ۹۵ درصد رسیده است.

۴-۳-۲ روش بازشناسی چهره مبتنی بر میانگین بلوکی و شبکه عصبی MLP، ("BA-MLP")

اساس کار این روش بازشناسی چهره، استخراج ویژگی به صورت میانگین بلوکی می‌باشد. در این روش ابتدا تصویر فراخوانی شده را به بلوک‌هایی هم اندازه تقسیم می‌کنیم. حال از اطلاعات مربوط به هر بلوک میانگین‌گیری می‌کنیم. پس از محاسبه مقادیر میانگین اطلاعات مربوط به هر بلوک از تصویر، این مقادیر را در کنار هم قرار داده، و بردار ویژگی مربوط به هر تصویر را بر اساس این اطلاعات ایجاد می‌کنیم. حال به منظور هم‌شان کردن اطلاعات موجود در این بردارهای ویژگی، به نرمالیزه کردن اطلاعات مربوط به هر بردار نسبت به اندازه فاصله (نرم) مابین اطلاعات هر بردار می‌پردازیم.

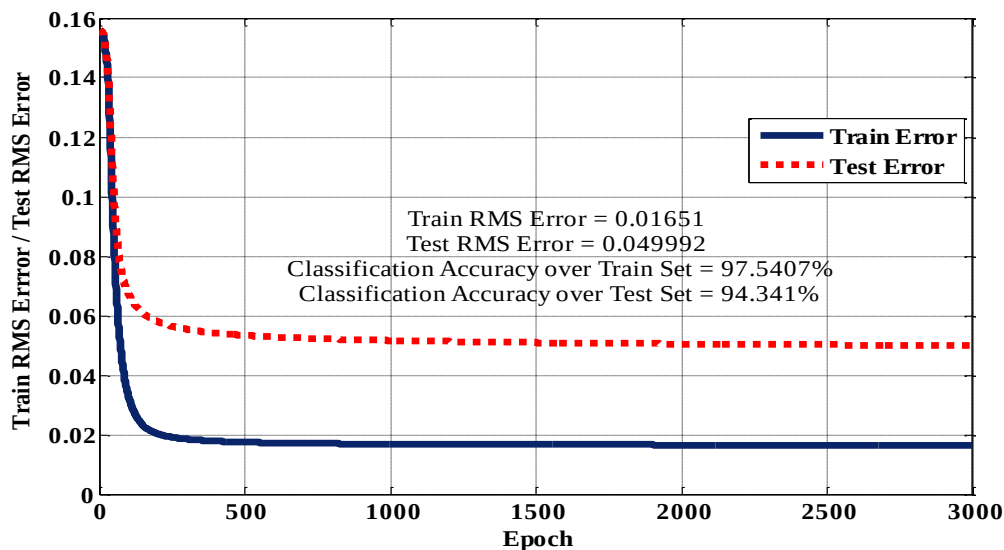
در این روش نیز، پس از محاسبه بردارهای ویژگی مربوط به تصاویر موجود در پایگاه داده، مقدار ۷۰ درصد این بردارها را به صورت تصادفی به عنوان مجموعه آموزش و ۳۰ درصد باقیمانده را به عنوان مجموعه آزمایش استفاده می‌کنیم. حال برای دسته‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از شبکه عصبی MLP با مشخصات ذکر شده در جدول (۳-۴) استفاده می‌کنیم.

جدول (۳-۴): مشخصات مربوط به شبکه عصبی MLP استفاده شده جهت دسته‌بندی ویژگی‌ها در روش

("BA-MLP")

نحوه آموزش	تابع فعال‌ساز	معیار توقف آموزش	تعداد نرون‌های لایه ورودی	تعداد لایه/ نرون مخفی	تعداد نرون‌های خروجی
حالت افزایشی	تابع سیگموئید	بر اساس میزان خطا	۱ + ۶۵ نرون	۱ لایه مخفی ۱ + ۳۰ نرون	۴۰ نرون

پس از شبیه‌سازی این روش در محیط نرم‌افزار متلب و اجرای آن، به نمایش نمودارهای خطای موثر دسته بندی شبکه عصبی MLP مربوط به دو مرحله آموزش و آزمایش در شکل (۴-۴) می‌پردازیم.



شکل (۴-۴): نمودارهای خطای موثر دسته بندی شبکه عصبی MLP در روش ("BA-MLP")

همانطور که در شکل (۴-۴) مشاهده می‌کنید، صحت بازشناسی مربوط به تصاویر شفاف مجموعه آزمایش این روش پس از طی شدن ۳۰۰۰ دوره‌ی آموزش به ۹۴,۳۴۱ درصد رسیده است.

۳-۳-۴ روش بازشناسی چهره مبتنی بر مقادیر ویژه حاصل از تصاویر چهره ("EF")

در این روش ابتدا اطلاعات مربوط به مقادیر ویژه هر تصویر (از هر تصویر تعداد ۲۸۰ مقدار ویژه) را به عنوان ویژگی استخراج می‌کنیم. سپس اطلاعات مربوط به تعداد هفت تصویر از هر شخص موجود در پایگاه داده را در فضای ویژگی قرار می‌دهیم. حال در هنگام بازشناسی تصویر چهره ورودی، پس از استخراج ویژگی از این تصویر به محاسبه فاصله اقلیدسی^۱ مابین این بردار ویژگی با هریک از بردارهای ویژگی مربوط به تصاویر پایگاه داده می‌پردازیم. در نهایت نزدیک‌ترین بردار ویژگی از بین بردارهای

¹ Euclidean distance

ویژگی را به عنوان دسته متناظر با تصویر ناشناس معرفی می‌کنیم.

پس از شبیه‌سازی این روش در محیط نرم‌افزار متلب و اجرای آن، به صحت بازشناسی % ۹۱,۶۵۷، برای بازشناسی میزان ۳۰ درصد (از هر شخص سه تصویر به عنوان مجموعه آزمایش) از تصاویر شفاف پایگاه داده رسیدیم.

پس از شبیه‌سازی این سه روش بازشناسی چهره (روش بازشناسی چهره مبتنی بر تبدیل موجک و شبکه عصبی MLP، روش بازشناسی چهره مبتنی بر روش میانگین بلوکی و شبکه عصبی MLP، و روش بازشناسی چهره مبتنی بر مقادیر ویژه حاصل از تصاویر چهره) حال در انتها نتایج مربوط به نرخ بازشناسی تصاویر چهره هر یک از این سه روش را در جدول (۴-۴) نمایش می‌دهیم.

جدول (۴-۴): نتایج حاصل از شبیه‌سازی سه روش بازشناسی چهره "EF"، "WT - MLP"، "BA - MLP"

نرخ بازشناسی (%)	روش بازشناسی چهره
۹۱/۶۵۷	"EF"
۹۵/۴۹۳	"WT - MLP"
۹۵/۸۶۶	"BA - MLP"

از مقایسه نرخ بازشناسی روش‌های نام برده شده در جدول (۴-۴) می‌توان به عملکرد نسبتاً خوب این سه روش در بازشناسی تصاویر چهره در شرایط ایده آل (در این شرایط تصاویر ورودی شفاف و بدون نویز هستند) اشاره کرد.

۴-۴ معرفی روش رفع ماتی از تصاویر چهره FADEIN

همانطور که در فصل قبل به آن اشاره شد، در این پایان‌نامه علاوه بر شبیه‌سازی روش پیشنهادی، به شبیه‌سازی روش ارائه شده در [۲۰] (روش FADEIN) پرداخته و در شرایطی مساوی به مقایسه

نتایج کمی حاصل شده از این دو روش می‌پردازیم.

در روش FADEIN، ابتدا تمامی نمونه‌های آموزش که شامل تصاویر چهره مات شده می‌باشند را به حوزه فرکانس نگاشت داده، سپس این نمونه‌ها باتوجه به رابطه (۴-۱) جهت یادگیری آماری، به فضای ویژگی بنا شده بر پایه اندازه مولفه‌های فرکانسی، نگاشت می‌یابند:

$$x(\xi, \eta) = [\text{Log}(|g(\xi, \eta)|)] \quad (۴-۱)$$

در این رابطه g تصویر چهره مات نگاشت یافته به حوزه فرکانس، x ویژگی‌های استخراج شده، و ξ, η مربوط به مولفه فرکانسی تصویر می‌باشند.

با توجه به این نکته که استفاده از تمامی اطلاعات موجود در این فضای ویژگی، حجم محاسباتی بالایی را به دنبال دارد، در روش FADEIN به جای استفاده از تمامی اطلاعات مربوط به هر دسته، به کمک یک روش آموزش آماری مبتنی بر تجزیه و تحلیل اجزای اصلی (PCA) تنها از اطلاعات تقریبی هر دسته استفاده می‌شود. سپس با استفاده از رابطه (۴-۲)، ماتریس همبستگی A_i مربوط به هر دسته از روی بردارهای ویژگی آن دسته، محاسبه شده و فضای ویژگی مورد نظر تشکیل داده می‌شود:

$$A_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M X_{ik} (X_{ik})^T \quad (۴-۲)$$

که در این رابطه M تعداد بردارهای ویژگی استخراج شده از دسته i ام، و X_{ik} بردار ویژگی k ام مربوط به دسته i ام و $(X_{ik})^T$ ترانپوز ماتریس X_{ik} می‌باشد.

در این روش پس از محاسبه ماتریس همبستگی A_i مربوط به هر دسته، به منظور کاهش ابعاد فضای ویژگی، مقادیر ویژه و بردارهای ویژه مربوط به هر کدام از ماتریس‌های همبستگی را استخراج کرده، و سپس بردارهای ویژه متناظر با اولین D مقدار ویژه بزرگ هر دسته به شکل $\Phi_i = \{b_{ij}\}_{j=1}^D$ ، به عنوان بردارهای ویژگی متناظر با هر دسته در نظر گرفته می‌شوند.

سپس برای شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره مات ورودی، با توجه به رابطه (۳-۴) این تابع را از مقایسه بردارهای ویژه مربوط به هر دسته از تصاویر فضای ویژگی در مرحله آموزش با بردار ویژگی حاصل از تصویر چهره مات ورودی (g)، شناسایی می‌کند.

$$S = \arg \max_i (\cos(\theta_i))^2 \quad (3-4)$$

$$= \arg \max_i \sum_{j=1}^D (b_{ij}^T X)^2$$

که در این رابطه بردار X مربوط به بردار ویژگی حاصل از تصویر چهره مات ورودی (g)، و θ_i زاویه بین بردار ویژگی X و بردار ویژگی دسته i ام (Φ_i)، و i شماره دسته آموزش را نشان می‌دهند.

پس از آشنایی با نحوه عملکرد روش FADEIN، در بخش‌های بعدی روش پیشنهادی در این پایان‌نامه را با روش FADEIN در دو حالت ماتی تصاویر چهره بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین و ماتی بر اثر حرکت دوربین، از لحاظ سرعت و دقت بازشناسی مقایسه می‌کنیم.

۴-۵ نتایج شبیه‌سازی مربوط به عامل مات کننده خارج زوم بودن سوژه نسبت

به دوربین

نتایج حاصل از بررسی‌های انجام شده بر روی عوامل ایجاد کننده خطا در سیستم‌های بازشناسی چهره، نشان می‌دهد که دو عامل مات کننده تصویر ۱- ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین و ۲- ماتی بر اثر حرکت دوربین، سهم زیادی در بین عوامل ایجاد کننده خطا در این سیستم‌ها دارند [۲۰]. از این جهت در این بخش به شبیه‌سازی روش پیشنهادی و روش FADEIN، جهت شناسایی PSF مربوط به عامل ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین پرداخته و در بخش بعدی به شبیه‌سازی این دو روش، جهت شناسایی PSF مربوط به عامل ماتی بر اثر حرکت دوربین پرداخته می‌شود.

همانطور که قبلاً گفته شد، برای ایجاد فضای ویژگی مرحله آموزش، ابتدا باید مجموعه‌ای از تصاویر چهره را با استفاده از چند PSF مشخص (مربوط به عامل مات کننده ناشی از خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین)، به صورت مصنوعی مات کرده و پس از اضافه کردن نویز (نویز گوسی سفید با میانگین صفر و توان ۳۰dB) به آن‌ها، تصاویر چهره مات شده با PSF مشابه را در یک دسته قرار داد.

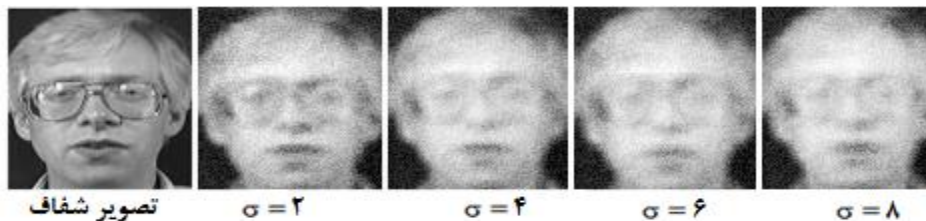
بدین منظور ابتدا به فراخوانی تصاویر چهره پرداخته و پس از نگاشت این تصاویر به حوزه فرکانس، با استفاده از پاسخ فرکانسی رابطه (۴-۴) به تشکیل $N = ۱۶$ دسته تصویر چهره مات شده توسط پنجره‌ای به ابعاد (۱۵×۱۵) با انحراف معیار (σ) از مقدار ۰/۵ تا ۸ با گام افزایش ۰/۵ می‌پردازیم.

$$H(u, v) = \frac{1}{z} \exp\left(\frac{-(u^2 + v^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (۴-۴)$$

در این رابطه H پنجره مربوط به عامل مات کننده ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین و σ میزان انحراف معیار گوسی مات کننده و $\frac{1}{z}$ مربوط به عبارت نرمالیزه کننده مقدار پنجره H می‌باشد به صورتیکه حاصل انتگرال دوگانه این پنجره در جهت (u, v) برابر یک شود. یعنی:

$$\iint H(u, v) du dv = 1 \quad (۵-۴)$$

نمونه‌ای از تصاویر چهره مات شده به صورت مصنوعی بر اثر خارج زوم بودن مخاطب نسبت به دوربین در شکل (۵-۴) نمایش داده شده است.



شکل (۵-۴): یک تصویر چهره شفاف به همراه نمونه‌های مات شده‌ی آن بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین و سپس اضافه کردن نویز به نمونه‌های مات شده

پس از نگاشت هر تصویر به حوزه فرکانس و مات کردن تصویر و اضافه کردن نویز به آن در هر دسته، جهت جدایی پذیری بیشتر ویژگی‌ها از عبارت حاصل شده لگاریتم گرفته می‌شود. سپس مقدار بیشینه این اطلاعات را جدا کرده و به عنوان ویژگی‌های مورد نظر ذخیره می‌کنیم (از هر تصویر تعداد ۱۰۶ ویژگی). سپس به منظور اعمال این ویژگی‌ها به یک شبکه عصبی، ویژگی‌ها را نرمالیزه می‌کنیم.

بعد از فراخوانی تمامی تصاویر در هر دسته و استخراج ویژگی از تمامی آن‌ها، به هر مجموعه از این ویژگی‌ها اندیسی مشابه به عنوان مقادیر مطلوب آن دسته و متناظر با شماره دسته نسبت داده می‌شود. حال پس از ایجاد فضای ویژگی مورد نظر و تصادفی کردن ترتیب قرار گرفتن این ویژگی‌ها در این فضا (جهت آموزش آن‌ها به شکل تصادفی)، نوبت به طراحی شبکه عصبی و اعمال این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به این شبکه عصبی می‌رسد، که در ادامه به توضیح آن می‌پردازیم.

همانطور که در بخش قبل به آن اشاره شد، به علت زیاد بودن تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر (از هر تصویر ۱۰۶ ویژگی)، و همچنین مهم بودن مساله سرعت شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره ورودی، در مرحله آزمایش؛ باید از نوعی شبکه عصبی استفاده کنیم که با این شرایط سازگار باشد. در این پایان‌نامه از شبکه عصبی MLP استفاده شده است. یکی از ویژگی‌های این شبکه یادگیری تحت نظارت^۱ آن می‌باشد، که با توجه به فراهم کردن داده‌های اندیس‌گذاری شده در مرحله آموزش، به کارگیری این نوع شبکه کاری صحیح می‌باشد.

اطلاعات تکمیلی مربوط به طراحی این شبکه در جدول (۴-۵) نمایش داده شده است. همانطور که در جدول (۴-۵) نیز به آن اشاره شده است، به منظور جلوگیری از آموزش بیش از حد نمونه‌ها، معیار توقف آموزش شبکه عصبی بکاررفته براساس اعتبارسنجی^۲، طراحی شده است. که در این مرحله

^۱ Supervised learning

^۲ Criterion

میزان ۳۰ درصد از کل داده‌های فضای ویژگی برای تشکیل مجموعه ارزیابی^۱ تنظیم شده است. داده‌های موجود در مجموعه ارزیابی به طور کامل از داده‌های مجموعه آموزش جدا شده‌اند. در مورد طراحی تعداد نرون‌های لایه میانی نیز پس از آزمایش شبکه با تعداد مختلف نرون‌های لایه میانی به صورت تجربی، بیشترین بازده شبکه را در این پایان‌نامه برای تعداد بین ۳۰ تا ۴۲ نرون لایه میانی شاهد بودیم. در نتیجه برای کاهش مدت زمان آموزش از ۳۰ نرون استفاده کرده‌ایم. در مورد طراحی نحوه آموزش نیز برای دور ماندن از به دام افتادن در کمینه محلی^۲ از روش آموزش افزایشی^۳، برای آموزش داده‌های آموزشی در این شبکه استفاده شده است. نرخ آموزش این شبکه از مقدار اولیه ۰,۶ شروع شده و با افزایش تعداد دوره‌های آموزش، کاهش می‌یابد.

جدول (۴-۵): اطلاعات تکمیلی مربوط به طراحی شبکه عصبی MLP

نحوه آموزش	تابع فعال‌ساز	معیار توقف آموزش	تعداد نرون‌های ورودی	تعداد لایه / نرون مخفی	تعداد نرون‌های خروجی
حالت افزایشی	تابع سیگموئید	بر اساس اعتبار سنجی	$1 + 106$ نرون	1 لایه مخفی $1 + 30$ نرون	16 نرون

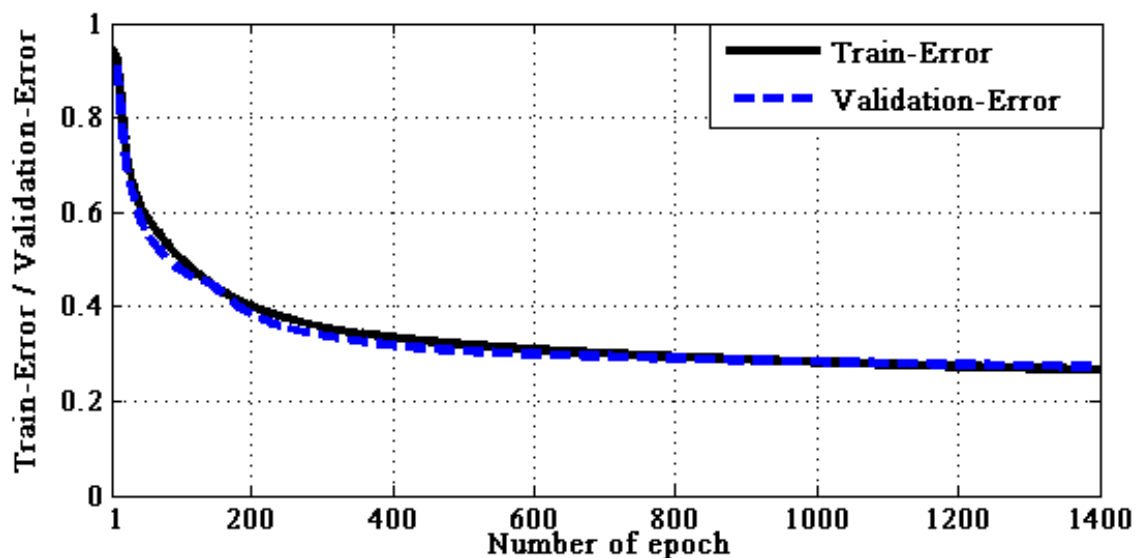
پس از طراحی شبکه عصبی مورد نظر با مشخصات بیان شده، حال نوبت به آموزش ویژگی‌های استخراج شده می‌باشد. بدین منظور این ویژگی‌ها را به صورت تصادفی به شبکه اعمال کرده و مقدار خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی را طی هر مرحله از آموزش داده‌ها بدست آورده و رسم می‌کنیم. شکل کلی خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی بر حسب دوره آموزش در شکل (۴-۶) نشان داده شده است.

¹ Validation set

² Local minimum

³ Incremental mode

همانطور که در شکل (۴-۶) مشاهده می‌شود، مقدار خطای مربوط به مجموعه آموزش و مقدار خطای مربوط به مجموعه ارزیابی از دوره آموزش اول تا دوره آموزش شماره ۶۰۰ به شدت کاهش می‌یابد و سپس این دو مقدار از این دوره آموزش تا دوره آموزش شماره ۱۴۰۰ با شیبی کم به صورت نزولی کاهش می‌یابد، تا در نهایت به علت نزدیک شدن این شیب به صفر برای مقدار خطای مربوط به مجموعه ارزیابی، فرآیند آموزش را متوقف می‌کنیم.



شکل (۴-۶): نمودار خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی بر حسب دوره آموزش

مطابق با شکل (۴-۶) مشاهده می‌کنید، خطای نهایی مربوط به مجموعه آموزش برابر 0.2731 و خطای نهایی مربوط به مجموعه ارزیابی برابر 0.2733 می‌باشد که این مقادیر درصد نسبتاً بالای صحت یادگیری داده‌های مربوط به مرحله آموزش توسط این شبکه را نشان می‌دهند. در ضمن، همانطور که در شکل (۴-۶) دیده می‌شود، نمودار خطای مربوط به مجموعه آموزش شباهت زیادی به نمودار خطای مربوط به مجموعه ارزیابی دارد، که این امر شباهت زیاد بین نمونه‌های مجموعه آموزش و نمونه‌های مجموعه ارزیابی در این فضای ویژگی را نشان می‌دهد.

پس از اتمام آموزش نمونه‌ها، حال نوبت به شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده تصویر

چهره مات ورودی (عامل مات کننده خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین)، می‌رسد.

به منظور شبیه‌سازی مرحله شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده تصویر چهره مات ورودی، ابتدا تصویر چهره ورودی توسط PSF تصادفی مات می‌شود. حال این تصویر را به فضای ویژگی مرحله آموزش نگاشت داده و پس از استخراج ویژگی‌ها (مشابه با مرحله آموزش) و نرمالیزه کردن آن‌ها، این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به شبکه عصبی آموزش داده شده اعمال می‌شوند. حال اندیس بزرگترین نرون خروجی شبکه عصبی تعیین کننده PSF مات کننده تصویر چهره ورودی خواهد بود.

پس از شبیه‌سازی روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، مقدار σ لازم جهت مات کردن تصویر ورودی به صورت تصادفی از کاربر گرفته می‌شود و با مقدار تشخیص داده شده مقایسه می‌شود. همانطور که در شکل (۷-۴) مشاهده می‌کنید، ابتدا تصویر چهره ورودی را با مقدار انحراف معیار گوسی داده شده توسط کاربر (در اینجا $\sigma = 2$)، به صورت تصادفی مات کرده و سپس به آن نویز اضافه می‌کنیم. پس از شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده به بهسازی این تصویر با توجه به مقدار PSF شناسایی شده توسط فیلتر وینر، اقدام می‌کنیم.

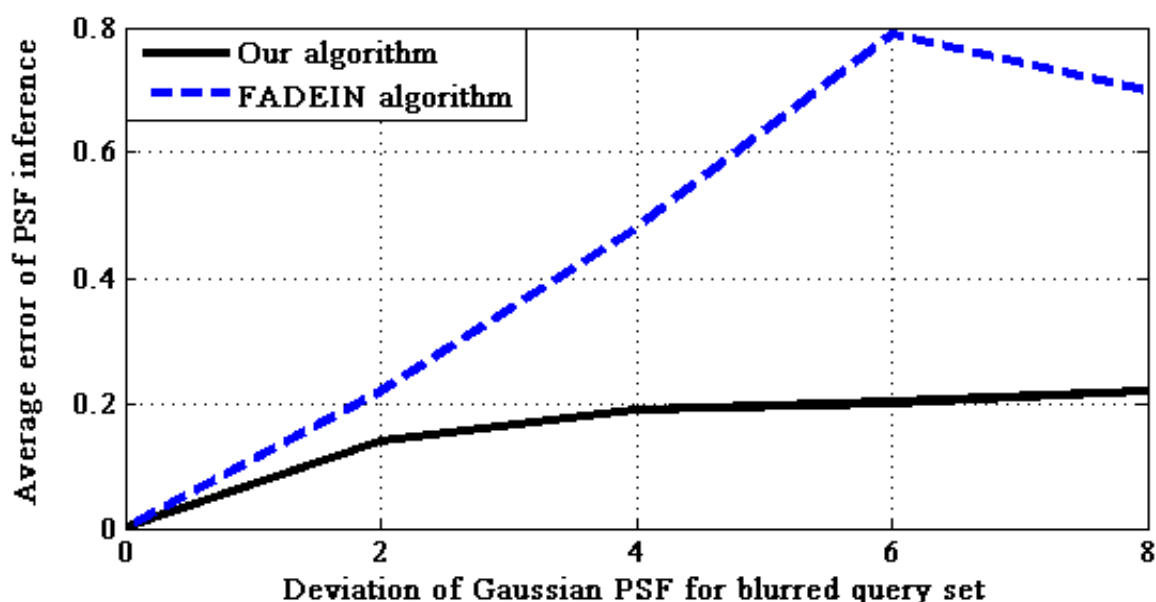


شکل (۷-۴): نتایج حاصل از اجرای روش پیشنهادی جهت بهسازی تصویر مات شده با عامل مات کننده خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین (در اینجا، کاربر $\sigma = 2$ را به صورت تصادفی وارد کرده است)

برای مقایسه روش پیشنهادی در این پایان نامه با روش FADEIN از نظر میزان دقت شناسایی PSF، ابتدا تصاویر چهره را توسط عامل مات کننده ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین با مقادیر واریانس تصادفی، به صورت مصنوعی مات می کنیم. حال پس از اضافه کردن نویز به این تصاویر، آن ها را به صورت جداگانه به این دو روش اعمال می کنیم. سپس با استفاده از رابطه (۴-۶) میزان میانگین خطای مربوط به شناسایی PSF مات کننده تصاویر توسط این دو روش را بدست می آوریم و در نموداری مانند نمودار شکل (۴-۸) نمایش می دهیم.

$$Average Error = ||\sigma_c - \sigma_s|| \quad (۴-۶)$$

که در این رابطه σ_c انحراف معیار از PSF گوسی مات کننده تصاویر مات شده و σ_s ، PSF گوسی شناسایی شده توسط هر کدام از روش ها می باشند.



شکل (۴-۸): میزان میانگین خطای مربوط به شناسایی PSF

همانطور که در شکل (۴-۸) مشاهده می کنید، میانگین خطای مربوط به شناسایی PSF توسط

روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، نسبت به میانگین خطای شناسایی PSF توسط روش FADEIN در تمامی بازه‌های انحراف معیار کمتر می‌باشد. این نتیجه بیانگر دقت بیشتر شناسایی PSF توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به روش FADEIN را نشان می‌دهد.

حال پس از مقایسه میانگین خطای شناسایی PSF توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، با میانگین خطای شناسایی PSF توسط روش FADEIN، طی آزمایشی به مقایسه میزان تاثیر بهسازی تصویر توسط این دو روش در کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره می‌پردازیم.

به منظور مقایسه میزان تاثیر بهسازی تصویر توسط این دو روش در کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره، ابتدا مجموعه‌ای از تصاویر چهره را تحت تاثیر عامل مات کننده ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، با انحراف معیار PSF گوسی مات کننده تصادفی، مات کرده و ذخیره می‌کنیم. سپس این مجموعه را به عنوان ورودی به سیستم‌های بازشناسی چهره نام برده شده، اعمال کرده، و درصد صحت بازشناسی این سیستم را نسبت به تصاویر مات این مجموعه بدست می‌آوریم. حال تصاویر چهره مات شده را جهت شناسایی PSF گوسی مات کننده آن‌ها، یکبار به عنوان ورودی به روش پیشنهادی در این پایان‌نامه و بار دیگر به عنوان ورودی به روش FADEIN اعمال می‌کنیم.

پس از شناسایی میزان انحراف معیار PSF گوسی مات کننده هر تصویر توسط این دو روش، به بهسازی آن تصویر با استفاده از فیلتر وینر، می‌پردازیم. سپس تصاویر بهسازی شده توسط هر کدام از این دو روش را به صورت جداگانه برای انجام بازشناسی به سیستم‌های بازشناسی مورد نظر وارد می‌کنیم و میانگین درصد صحت بازشناسی این سیستم‌ها برای تصاویر بهسازی شده توسط این دو روش را به صورت جداگانه محاسبه می‌کنیم.

نتایج کمی بدست آمده از این مقایسه در جدول (۴-۶) نمایش داده شده است.

جدول (۴-۶): مقایسه نرخ بازشناسایی تصاویر چهره در سیستم‌های

بازشناسی چهره

نرخ بازشناسی (%)	تصاویر ورودی	روش بازشناسی چهره
۹۱/۶۵۷	تصاویر شفاف	“EF”
۲۶/۲۵۰	تصاویر مات شده بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین	
۸۳/۳۶۵	تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	
۸۰/۸۳۷	تصاویر بهسازی شده توسط روش FADEIN	
۹۵/۴۹۳	تصاویر شفاف	“WT - MLP”
۲۵/۳۲۱	تصاویر مات شده بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین	
۸۴/۱۲۶	تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	
۷۹/۱۳۰	تصاویر بهسازی شده توسط روش FADEIN	
۹۵/۸۶۶	تصاویر شفاف	“BA - MLP”
۱۹/۸۳۳	تصاویر مات شده بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین	
۹۰/۸۳۷	تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	
۸۹/۱۴۹	تصاویر بهسازی شده توسط روش FADEIN	

با توجه به جدول (۴-۶) و مقایسه میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر مات شده توسط عامل مات‌کننده ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، با میانگین درصد صحت بازشناسی

تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان نامه، به میزان کمی بهبود $62/30\%$ میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان نامه نسبت به میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر مات، پی برده می شود که این امر تاثیر بهسازی تصویر در کارایی سیستم های بازشناسی چهره را نشان می دهد. همچنین از مقایسه میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان نامه با میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش بهسازی FADEIN، به میزان کمی بهبود $3/070\%$ میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان نامه نسبت به میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش بهسازی FADEIN، پی برده می شود، که کارایی بالاتر روش پیشنهادی در این پایان نامه نسبت به روش بهسازی FADEIN در سیستم های بازشناسی تصویر، را نشان می دهد.

پس از مقایسه روش پیشنهادی در این پایان نامه، با روش FADEIN از لحاظ دقت شناسایی انحراف معیار PSF گوسی مات کننده تصاویر چهره، و همچنین مقایسه درصد صحت بازشناسی تصاویر چهره بهسازی شده توسط این دو روش، نوبت به مقایسه این دو روش از نظر سرعت اجرا می رسد. به منظور مقایسه سرعت عملکرد روش پیشنهادی در این پایان نامه، با سرعت عملکرد روش FADEIN، ابتدا طی یک آزمایش تعداد 400 تصویر چهره مات شده را تحت تاثیر عامل ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، با انحراف معیار PSF گوسی مات کننده تصادفی، مات می کنیم. حال این تصاویر را جهت شناسایی PSF، به عنوان ورودی به این دو روش اعمال کرده و مدت زمان اجرای برنامه توسط این دو روش در محیط نرم افزار MATLAB و در یک سیستم سخت افزاری با مشخصات یکسان

(RAM: 4 GB , Processor: Intel(R) Core (TM) i5-3210M CPU @ 2.50 GHz)، را اندازه-

گیری کرده و در جدول (4-7) نمایش می دهیم.

از مقایسه مدت زمان اجرای روش پیشنهادی در این پایان نامه با مدت زمان اجرای روش FADEIN، به سرعت اجرای بالاتر روش پیشنهادی در این پایان نامه نسبت به سرعت اجرای روش FADEIN، (کاهش مدت زمان اجرا به اندازه ۳,۰۸۶۵ میلی ثانیه برای شناسایی PSF هر تصویر) پی برده می شود.

جدول (۷-۴): مقایسه مدت زمان اجرای روش پیشنهادی در این پایان نامه با مدت زمان اجرای روش FADEIN

روش	مدت زمان سپری شده (ثانیه)
روش پیشنهادی در این پایان نامه	۱/۲۳۶۴۲۲
روش FADEIN	۱/۷۹۰۱۴۰

۴-۶ نتایج شبیه سازی مربوط به عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین

در این بخش به شبیه سازی روش پیشنهادی، جهت شناسایی مقدار PSF مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین پرداخته می شود و نتایج شبیه سازی مربوطه مورد تحلیل و بررسی قرار می گیرند.

برای ایجاد فضای ویژگی مرحله آموزش مربوط به این بخش، ابتدا باید مجموعه ای از تصاویر چهره را با استفاده از PSF مشخص (مربوط به عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین)، به صورت مصنوعی مات کرده و پس از اضافه کردن نویز (نویز گوسی سفید با میانگین صفر و توان ۳۰ dB) به آن ها، تصاویر چهره مات شده با PSF مشابه (مقادیر برابر از نظر طول و زاویه حرکت دوربین) را در یک دسته قرار داد.

در روش پیشنهادی ابتدا به فراخوانی تصاویر چهره پرداخته و پس از نگاشت این تصاویر به حوزه فرکانس، با استفاده از رابطه (۷-۴) به تشکیل $N=8 \times 8$ (به ازای هر طول تعداد ۸ زاویه داریم)، دسته تصویر چهره مات شده توسط پنجره H با طول حرکت b از مقدار ۳ تا ۲۴ با گام افزایش ۳ و زاویه

حرکت θ از مقدار ۰ درجه تا ۱۳۵ درجه با گام افزایش ۱۶,۸۷۵ درجه پرداخته می‌شود.

$$\text{if } [|u, v|] < b \ \& \ v = u \times \tan \theta \Rightarrow H(u, v) = \frac{1}{z} \quad (۷-۴)$$

$$\text{else } H(u, v) = 0$$

در این رابطه H پنجره مربوط به عامل مات کننده مات بر اثر حرکت دوربین و b طول حرکت دوربین، θ زاویه حرکت دوربین و z مربوط به عبارت نرمالیزه کننده مقدار پنجره H می‌باشد.

پس از نگاشت هر تصویر به حوزه فرکانس و مات کردن تصویر و اضافه کردن نویز به آن در هر دسته، از عبارت حاصل شده لگاریتم گرفته (جهت جدایی پذیری بیشتر داده) و سپس مقدار بیشینه این اطلاعات را جدا کرده (از هر تصویر تعداد ۹۲ ویژگی) و به عنوان ویژگی‌های مورد نظر ذخیره می‌کنیم. سپس به منظور اعمال این ویژگی‌ها به یک شبکه عصبی، به نرمالیزه کردن این ویژگی‌ها می‌پردازیم.

همانند بخش قبلی بعد از فراخوانی تمامی تصاویر در هر دسته و استخراج ویژگی از تمامی آن‌ها به هر مجموعه از این ویژگی‌ها اندیسی مشابه به عنوان مقادیر مطلوب آن دسته و متناظر با شماره دسته داده می‌شود. حال پس از ایجاد فضای ویژگی مورد نظر و تصادفی کردن ترتیب قرار گرفتن این ویژگی‌ها در این فضا (جهت آموزش آن‌ها به شکل تصادفی)، نوبت به طراحی شبکه عصبی و اعمال این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به این شبکه عصبی می‌رسد، که در ادامه به توضیح آن می‌پردازیم.

همانطور که در بخش قبل به آن اشاره شد، به علت زیاد بودن تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر (از هر تصویر ۹۲ ویژگی)، و همچنین مهم بودن مساله سرعت شناسایی PSF مات کننده تصویر چهره ورودی، در مرحله آزمایش در این بخش نیز از عصبی MLP استفاده شده است.

اطلاعات تکمیلی مربوط به طراحی این شبکه در جدول (۴-۸) نمایش داده شده است.

جدول (۴-۸): اطلاعات تکمیلی مربوط به طراحی شبکه عصبی MLP بکاررفته در این بخش

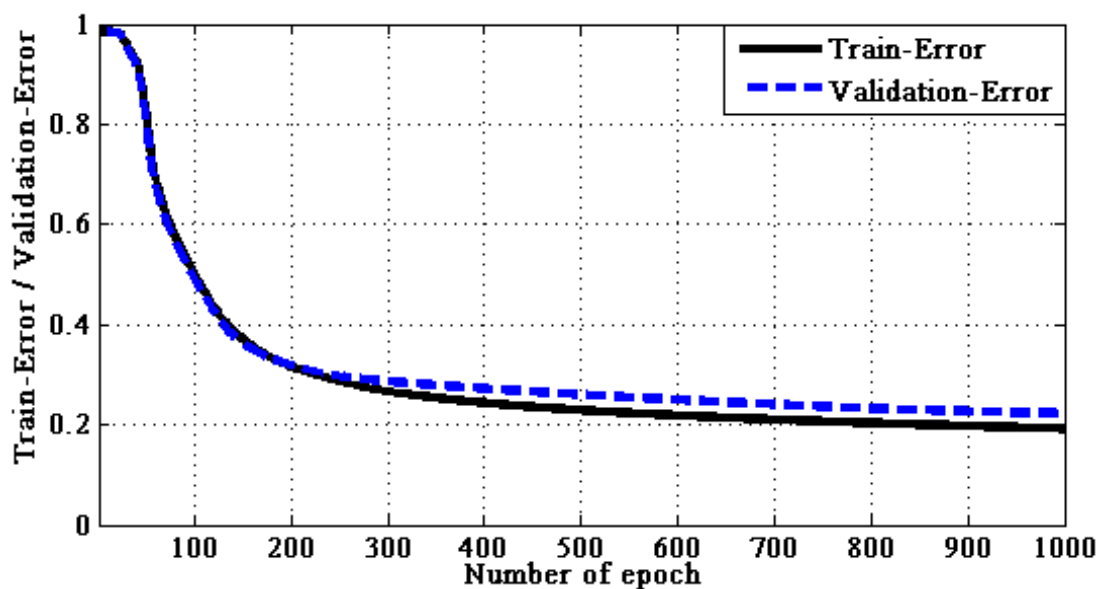
نحوه آموزش	تابع فعال ساز	معیار توقف آموزش	تعداد نرون های ورودی	تعداد لایه / نرون مخفی	تعداد نرون های خروجی
حالت افزایشی	تابع سیگموید	بر اساس اعتبار سنجی	۱ + ۹۲ نرون	۱ لایه مخفی ۱ + ۴۲ نرون	۶۴ نرون

همانند بخش قبل در این بخش نیز به منظور جلوگیری از آموزش بیش از حد نمونه‌ها، معیار توقف آموزش شبکه عصبی بکاررفته براساس اعتبارسنجی، طراحی شده است که در این مرحله میزان ۳۰ درصد از کل داده‌های فضای ویژگی برای تشکیل مجموعه ارزیابی تنظیم شده و نیز داده‌های موجود در این مجموعه به طور کامل از داده‌های مجموعه آموزش جدا شده‌اند.

پس از طراحی شبکه عصبی مورد نظر با مشخصات بیان شده، حال نوبت به آموزش ویژگی‌های استخراج شده می‌رسد. بدین منظور این ویژگی‌ها را به صورت تصادفی به شبکه اعمال کرده و مقدار خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی را طی هر مرحله از آموزش داده‌ها بدست آورده و رسم می‌کنیم. شکل کلی خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی بر حسب دوره آموزش در شکل (۴-۹) نشان داده شده است.

همانطور که در شکل (۴-۹) مشاهده می‌کنید، مقدار خطای مربوط به مجموعه آموزش و مقدار خطای مربوط به مجموعه ارزیابی از دوره آموزش اول تا دوره آموزش شماره ۲۰۰ به شدت کاهش می‌یابد و سپس این دو مقدار از این دوره آموزش تا دوره آموزش شماره ۱۰۰۰ با شیبی کم به صورت نزولی کاهش می‌یابد. در آخر نیز به علت نزدیک شدن این شیب به صفر برای مقدار خطای مربوط به مجموعه ارزیابی، فرآیند آموزش را متوقف می‌کنیم.

همانطور که در شکل (۹-۴) مشاهده می‌کنید، خطای نهایی مربوط به مجموعه آموزش برابر ۰/۱۹۱۸ و خطای نهایی مربوط به مجموعه ارزیابی برابر ۰/۲۲۲۶ می‌باشد، که این مقادیر درصد نسبتاً بالایی صحت یادگیری داده‌های مربوط به مرحله آموزش توسط این شبکه را نشان می‌دهد. در ضمن، همانند شکل (۶-۴) همانطور که در شکل (۹-۴) نیز دیده می‌شود، نمودار خطای مربوط به مجموعه آموزش شباهت زیادی به نمودار خطای مربوط به مجموعه ارزیابی دارد، که این امر شباهت زیاد بین نمونه‌های آموزش در این فضای ویژگی را نشان می‌دهد.



شکل (۹-۴): نمودار خطای مربوط به مجموعه آموزش و خطای مربوط به مجموعه ارزیابی بر حسب دوره آموزش

پس از شبیه‌سازی مرحله مربوط به آموزش نمونه‌ها، حال نوبت به شبیه‌سازی مرحله شناسایی مشخصات PSF مربوط به عامل مات کننده تصویر چهره مات ورودی (عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین)، می‌رسد. همانند بخش قبل در این بخش نیز، به منظور شبیه‌سازی مرحله شناسایی مشخصات PSF مات کننده تصویر ورودی، ابتدا این تصویر توسط PSF تصادفی مات شده و سپس به فضای ویژگی مرحله آموزش نگاشت داده می‌شود. حال پس از استخراج ویژگی از آن و نرمالیزه کردن آن‌ها، این ویژگی‌ها را به عنوان ورودی به شبکه عصبی آموزش داده شده اعمال می‌کنیم. با توجه به

وزن‌های ذخیره شده در مرحله آموزش، در لایه خروجی این شبکه، مقدار یک نرون از مابقی نرون‌ها بیشتر بوده و با توجه به اندیس این نرون مشخصات PSF مات کننده آن تصویر را شناسایی می‌کنیم. حال پس از شناسایی مشخصات PSF مات کننده این تصویر (طول و زاویه حرکت دوربین) به بهسازی آن تصویر با استفاده از فیلتر وینر، پرداخته و در انتها نتایج حاصل شده نمایش داده می‌شوند.

پس از شبیه‌سازی روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، مقادیر L , θ لازم جهت مات کردن تصویر ورودی از کاربر به صورت تصادفی گرفته و با مقدار تشخیص داده شده مقایسه می‌شود. همانطور که در شکل (۴-۱۰) مشاهده می‌کنید، ابتدا تصویر چهره ورودی را با مقادیر طول و زاویه حرکت تصادفی مربوط به PSF عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین (در اینجا $L = 15$, $\theta = 45^\circ$ توسط کاربر به صورت تصادفی وارد شده است)، به صورت مصنوعی مات کرده و سپس به آن نویز اضافه می‌کنیم. پس از شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده به بازگردانی این تصویر با توجه به مشخصات PSF شناسایی شده توسط فیلتر وینر، اقدام می‌کنیم.



شکل (۴-۱۰): نتایج حاصل از اجرای روش پیشنهادی جهت بهسازی تصویر مات شده با عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین (در اینجا کاربر $L = 15$, $\theta = 45^\circ$ را به صورت تصادفی وارد کرده است).

پس از شبیه‌سازی روش پیشنهادی در این پایان‌نامه و همچنین شبیه‌سازی روش FADEIN، در ادامه به مقایسه میزان تاثیر بهسازی تصویر توسط این دو روش در کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره می‌پردازیم.

به منظور مقایسه میزان تاثیر بهسازی تصویر توسط این دو روش در کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره، ابتدا مجموعه‌ای از تصاویر چهره را تحت تاثیر عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین، با مقادیر طول و زاویه حرکت تصادفی، مات کرده و ذخیره می‌کنیم. سپس این مجموعه را به عنوان ورودی به سیستم‌های بازشناسی چهره نام برده شده، اعمال کرده، و درصد صحت بازشناسی این سیستم را نسبت به تصاویر مات این مجموعه بدست می‌آوریم. حال تصاویر چهره مات شده را جهت شناسایی مشخصات PSF مات کننده آن‌ها، یکبار به عنوان ورودی به روش پیشنهادی در این پایان‌نامه و بار دیگر به عنوان ورودی به روش FADEIN اعمال می‌کنیم. پس از شناسایی مشخصات PSF مات کننده هر تصویر توسط این دو روش، به بهسازی آن تصویر با استفاده از فیلتر وینر، می‌پردازیم. حال تصاویر بهسازی شده توسط هر کدام از این دو روش را به صورت جداگانه برای انجام بازشناسی به سیستم‌های بازشناسی مورد نظر وارد می‌کنیم و میانگین درصد صحت بازشناسی این سیستم‌ها برای تصاویر بهسازی شده توسط این دو روش را به صورت جداگانه محاسبه می‌کنیم.

نتایج کمی بدست آمده از این مقایسه در جدول (۴-۹) نمایش داده شده است. با توجه به جدول (۴-۹) و مقایسه میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر مات شده توسط عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین، با میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، به میزان کمی بهبود $37/37\%$ میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر مات، پی برده می‌شود که این امر تاثیر بهسازی تصویر در کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره را نشان می‌دهد.

همچنین از مقایسه میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش بهسازی FADEIN ، به میزان کمی بهبود $3/094\%$ میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به میانگین درصد صحت بازشناسی تصاویر بهسازی شده توسط روش بهسازی FADEIN، پی برده می‌شود، که کارایی بالاتر روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به روش بهسازی FADEIN در سیستم‌های بازشناسی تصویر، را نشان می‌دهد.

جدول (۴-۹): مقایسه نرخ بازشناسایی تصاویر چهره در سیستم‌های بازشناسی چهره

نرخ بازشناسی (%)	تصاویر ورودی	روش بازشناسی چهره
۹۱/۶۵۷	تصاویر شفاف	“EF”
۵۱/۶۳۱	تصاویر مات شده بر اثر حرکت دوربین	
۸۱/۶۷۵	تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	
۷۹/۹۱۵	تصاویر بهسازی شده توسط روش FADEIN	
۹۵/۴۹۳	تصاویر شفاف	“WT-MLP”
۴۴/۰۶۸	تصاویر مات شده بر اثر حرکت دوربین	
۸۲/۸۵۰	تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	
۷۶/۹۸۲	تصاویر بهسازی شده توسط روش FADEIN	
۹۵/۸۶۶	تصاویر شفاف	“BA-MLP”
۴۵/۸۵۲	تصاویر مات شده بر اثر حرکت دوربین	
۸۹/۱۵۶	تصاویر بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	
۸۷/۵۰۲	تصاویر بهسازی شده توسط روش FADEIN	

از مقایسه اطلاعات مندرج در جدول‌های (۴-۶) و (۴-۹) به دو نتیجه مهم زیر می‌رسیم:

(۱) عامل مات کننده ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین اثر مخرب‌تری نسبت به

عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت در کاهش درصد صحت بازشناسی تصاویر دارد.

(۲) روش پیشنهادی در این پایان‌نامه و روش FADEIN در شناسایی انحراف معیار PSF گوسی

عامل مات کننده ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، نسبت به شناسایی مشخصات

PSF مات کننده ماتی بر اثر حرکت، عملکرد نسبتاً بهتری دارند.

پس از مقایسه روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، با روش FADEIN از لحاظ درصد صحت

بازشناسی تصاویر چهره بهسازی شده، نوبت به مقایسه این دو روش از نظر سرعت اجرا می‌رسد.

همانند بخش قبل در این بخش نیز به منظور مقایسه سرعت عملکرد روش پیشنهادی در این

پایان‌نامه، با سرعت عملکرد روش FADEIN، ابتدا طی یک آزمایش تعداد ۴۰۰ تصویر چهره مات‌شده

را تحت تاثیر عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت، با مقادیر طول و زاویه حرکت تصادفی، مات

می‌کنیم. حال این تصاویر را جهت شناسایی مشخصات PSF مات کننده، به عنوان ورودی به این دو

روش اعمال کرده و مدت زمان اجرای برنامه توسط این دو روش در یک سیستم با مشخصات یکسان

را اندازه‌گیری کرده و در جدول (۴-۱۰) نمایش می‌دهیم.

جدول (۴-۱۰): مقایسه مدت زمان اجرای روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با مدت زمان اجرای روش FADEIN

روش	مدت زمان سپری شده (ثانیه)
روش پیشنهادی در این پایان‌نامه	۱/۳۶۲۲۱۵
روش FADEIN	۳/۳۰۸۳۴۱

از مقایسه مدت زمان اجرای روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با مدت زمان اجرای روش

FADEIN، به سرعت اجرای بالاتر (افزایش ۴۱,۱۷۲٪ سرعت عملکرد) روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به سرعت اجرای روش FADEIN، (کاهش مدت زمان اجرا به اندازه ۴,۸۶۵ میلی ثانیه برای بهسازی هر تصویر) پی برده می‌شود.

۴-۷ نتیجه‌گیری

در این فصل ابتدا پایگاه داده استفاده شده در این پایان‌نامه، به نام پایگاه داده ORL معرفی شد. سپس سه روش مختلف و نوین در مورد بازشناسی چهره به نام‌های که در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار گرفته‌اند، به طور مختصر معرفی گردیدند. همچنین روش رفع ماتی از تصاویر چهره FADEIN، را معرفی و سپس بازده عملکرد روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با روش FADEIN، در دو حالت ماتی تصاویر چهره بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، و ماتی بر اثر حرکت دوربین، مقایسه شد. از مجموع مقایسه انجام شده در این فصل بین روش پیشنهادی در این پایان‌نامه با روش FADEIN، در دو حالت ماتی تصاویر چهره بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، و ماتی بر اثر حرکت دوربین، می‌توان به این نتیجه رسید که به دلیل بالاتر بودن دقت شناسایی PSF در روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به روش FADEIN (شکل (۴-۸))، کیفیت تصاویر چهره بهسازی شده توسط روش پیشنهادی در این پایان‌نامه بیشتر می‌باشد. در نتیجه میزان درصد صحت بازشناسی چهره در صورت استفاده از روش پیشنهادی در این پایان‌نامه به جای استفاده از روش FADEIN، بطور میانگین در دو حالت ماتی بر اثر حرکت و ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، ۳,۰۹ درصد افزایش می‌یابد. همچنین میانگین سرعت عملکرد روش پیشنهادی در این پایان‌نامه نسبت به روش FADEIN، (۴۱,۱۷۲ درصد در حالت ماتی بر اثر حرکت دوربین) بالاتر می‌باشد.

نیجگیری و پیشنهاد راهکار

آینده

۵-۱ نتیجه‌گیری

در این پایان‌نامه ابتدا روش‌های بازشناسی چهره به طور مختصر معرفی شدند، و پس از آشنایی با اثرات منفی عواملی مانند مات شدگی تصاویر، نویز، نورپردازی و... بر روی دقت سیستم‌های بازشناسی چهره، به تشریح هدف اصلی این پایان‌نامه یعنی طراحی و شبیه‌سازی روشی جهت بهسازی تصاویر چهره مات شده به منظور بهبود کارایی سیستم‌های بازشناسی چهره، پرداخته شد.

پس از تشریح ضرورت انجام تحقیق و هدف این پایان‌نامه به بررسی و مرور روش‌های رفع ماتی از تصاویر و به طور خاص رفع ماتی از تصاویر چهره پرداخته شد. همانطور که ملاحظه شد بیشتر روش‌های نوین ارائه شده در زمینه رفع ماتی از تصاویر چهره و بازشناسی تصاویر چهره مات شده، مربوط به دو دسته کلی شامل استخراج ویژگی‌های ثابت و غیر حساس به عوامل مات کننده جهت بازشناسی تصاویر مات شده، و رفع ماتی و افزایش تباین تصاویر چهره با استفاده از اطلاعات مرحله آموزش، می‌باشند. از بررسی روش‌های ارائه شده در این دو دسته مشخص شد که اغلب روش‌های مربوط به دسته‌ی استخراج ویژگی‌های ثابت و غیر حساس به عوامل مات کننده جهت بازشناسی تصاویر مات شده با وجود بهره‌مندی از سرعت عملکرد نسبتاً بالا، در شرایط نویزی خوب عمل نمی‌کنند. در مقابل، اغلب روش‌های ارائه شده مرتبط با دسته رفع ماتی و افزایش تباین تصاویر چهره با استفاده از اطلاعات مرحله آموزش به دلیل استفاده از دانش قبلی برای شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده تصاویر چهره، در اکثر مواقع چه در شرایط کم نویز و چه در شرایط با نویز شدید، PSF مربوط به عامل مات کننده تصاویر چهره را به خوبی شناسایی می‌کنند و در نتیجه به دلیل بالا بودن کیفیت تصاویر رفع ماتی شده توسط این روش‌ها دقت بازشناسی این تصاویر نسبتاً بالا می‌باشد. اما باید توجه داشت که این دسته از روش‌ها به دلیل استفاده از دانش قبلی برای شناسایی PSF و رفع ماتی از تصاویر چهره با استفاده از PSF شناسایی شده، اغلب دارای سرعت عملکرد کمتری نسبت به سایر روش‌های بیان شده در این زمینه می‌باشند.

در این پایان نامه پس از بررسی مزایا و معایب روش های ارائه شده در این زمینه، به ارائه روشی نوین مبتنی بر رفع ماتی از تصاویر چهره با استفاده از اطلاعات مرحله آموزش پرداخته شد. همانطور که قبلاً گفته شد، اینگونه روش ها با وجود دقت بالا در شناسایی PSF، اغلب از سرعت عملکرد کمتری نسبت به سایر روش ها برخوردارند. به همین دلیل جهت افزایش سرعت عملکرد، در روش پیشنهادی در این پایان نامه برای اولین بار، اطلاعات مرحله آموزش به کمک شبکه های عصبی دسته بندی شدند که این خود سرعت عملکرد شناسایی PSF را تا حد نسبتاً زیادی افزایش داد.

همانطور که ملاحظه شد، روش پیشنهادی در این پایان نامه بر اساس شناسایی PSF مربوط به عامل مات کننده تصویر چهره، با استفاده از یادگیری فضای ویژگی تشکیل شده از اطلاعات بیشینه مربوط به اندازه مولفه فرکانسی تصاویر چهره مات شده، پیاده سازی شد. از نقاط قوت روش پیشنهادی، می توان از یک طرف به بالابودن دقت شناسایی PSF (دقت شناسایی بالاتر از ۰.۸۰٪) که خود باعث بهبود کیفیت تصاویر چهره بهسازی شده و در نتیجه افزایش دقت سیستم بازشناسی چهره (افزایش دقت سیستم بازشناسی از ۱۹/۸۳۳٪ به ۹۰/۸۳۷٪)، اشاره کرد؛ و از طرف دیگر استفاده از شبکه عصبی جهت شناسایی PSF، نه تنها باعث افزایش ۴۱/۱۷۲ درصدی میانگین سرعت عملکرد این روش نسبت به روش نوین ارائه شده در این زمینه (روش FADEIN)، شده است، بلکه امکان پیاده سازی سخت افزاری این روش نسبت به روش های مشابه که حجم محاسبات بالا و پیچیده ای دارند نیز فراهم گردیده است.

۵-۲ پیشنهاد راهکار آینده

از آنجا که در کاربرد جهان واقعی، در بیشتر موارد سیگنال های ورودی به سیستم های بازشناسی چهره از نوع ویدئو می باشند، در نتیجه پیشنهاد می شود تا با به کار گیری این روش در مورد رفع ماتی از تصاویر استخراج شده از سیگنال های ویدئو در این زمینه نیز پژوهش لازم صورت گیرد.

از طرفی از بررسی تصاویر چهره مربوط به کاربرد جهان واقعی، به این نتیجه می‌رسیم که ممکن است تصویر ورودی همزمان بر اثر هر دو عامل مات کننده ماتی بر اثر حرکت دوربین و ماتی بر اثر خارج زوم بودن سوژه نسبت به دوربین، مات شود؛ که در این صورت پیشنهاد می‌شود از یک خط لوله مشترک برای رفع همزمان این دو عامل مات کننده تصویر ورودی استفاده شود.

همچنین به عنوان پژوهش‌های تکمیلی روش پیشنهادی در این پایان‌نامه را بر روی تصاویر غیر چهره اعمال کردیم و مشخص شد که این روش به نوع تصویر ورودی (چهره یا غیر چهره بودن تصویر مات شده) حساسیت ندارد. با توجه به این موضوع پیشنهاد می‌شود که می‌توان از این روش علاوه بر کاربرد در زمینه رفع ماتی از تصاویر چهره، در زمینه‌های مشابه مانند رفع ماتی از تصاویر متنی نیز استفاده کرد.

- [1] T. Mita, T. Kaneko, B. Stenger, and O. Hori, "Discriminative Feature Co-Occurrence Selection for Object Detection," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 7, pp. 1257-1269, July 2008.
- [2] P. Campisi, K. Egiazarian, Blind Image Deconvolution: Theory and Applications, CRC Press, Boca Raton, FL, USA, 2007.
- [3] P.C. Hansen, J.G. Nagy, D.P. O'Leary, Deblurring Images: Matrices, Spectra, and Filtering, SIAM Publisher, Philadelphia, PA, USA, 2006.
- [4] T.F.Chan, J.Shen, Image Processing and Analysis Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods, SIAM Publisher,Philadelphia,PA,USA, 2005.
- [5] W.H. Richardson, Bayesian-based iterative method of image restoration, Journal of the Optical Society of America, vol. 62, pp. 55–59, 1972.
- [6] L. Lucy, An iterative technique for the rectification of observed distributions, The Astronomical Journal, vol. 79, pp. 745–754, 1974.
- [7] N. Wiener. Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series. The MIT Press, 1964.
- [8] M.C. Cho, H.S. Don, Blur identification and image restoration using a multilayer neural network, IEEE International Joint Conference on Neural Networks, vol.3, pp. 2558–2563, 1991.
- [9] Shiming Xiang, Gaofeng Meng, Ying Wang, Chunhong Pan, Changshui Zhang, Pattern Recognition: "Image deblurring with matrix regression and gradient evolution", Sci Verse Science Direct, vol. 45, pp. 2164–2179, 2012.
- [10] Slami Saadi, Abderrezak Guessoum, Maamar Bettayeb, Microprocessors and Microsystems: ABC optimized neural network model for image deblurring with its FPGA implementation, Sci Verse Science Direct, vol. 37, pp.6–52, 2013.

- [11] Brian Heflin, Brian Parks, Walter Scheirer, Terrance Boult, "Single Image Deblurring for a Real-Time Face Recognition System", University of Colorado at Colorado Springs Colorado in Proceedings of the IEEE Conference on Springs, 2010.
- [12] M. Cannon, "Blind Deconvolution of spatially invariant image blurs with phase," IEEE T. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 24, no. 1, pp. 58-63, 1976.
- [13] T.F. Chan and C.-K. Wong, "Total Variation Blind Deconvolution," IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 370-375, Mar. 1998.
- [14] H. Hu and G. de Haan, "Low Cost Robust Blur Estimator," Proc. IEEE Int'l Conf. Image Processing, pp. 617-620, 2006.
- [15] J.H. Elder, "Local Scale Control for Edge Detection and Blur Estimation," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 7, pp. 699-716, July 1998.
- [16] F. Rooms, A. Pizurica, and W. Philips, "Estimating Image Blur in the Wavelet Domain," Proc. Fifth Asian Conf. Computer Vision, pp. 210-215, 2002.
- [17] H. Tong, M. Li, H. Zhang, and C. Zhang, "Blur Detection for Digital Images Using Wavelet Transform," Proc. IEEE Int'l Conf. Multimedia and Expo, vol. 1, pp. 17-20, 2004.
- [18] Y. Yitzhaky and N.S. Kopeika, "Identification of Blur Parameters from Motion Blurred Images," Graphical Models and Image Processing, vol. 59, no. 5, pp. 310-320, 1997.
- [19] J. Jia, "Single Image Motion Deblurring Using Transparency," Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2007.
- [20] Masashi Nishiyama, Abdenour Hadid, Hidenori Takeshima, Jamie Shotton, Tatsuo Kozakaya, and Osamu Yamaguchi, "Facial Deblur Inference Using Subspace Analysis For Recognition of Blurred Faces," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 33, no. 4, APRIL 2011.
- [21] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H.Y. Shum, "Image Deblurring with Blurred/ Noisy Image Pairs," ACM Trans. Graphics, vol. 26, no. 3, pp. 1-10, 2007.

- [22] R. Gopalan, S. Taheri, P. Turaga and R. Chellappa, "A Blur-robust Descriptor with Applications to Face Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, pp. 1220-1226, 2012.
- [23] Guangling Sun, Xiaofei Zhou, "Robust Degraded Face Recognition based on Multi-scale Competition and Novel Face Representation," International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, vol. 6, no. 5 pp. 205-216, 2013.
- [24] Chi Ho Chan, Muhammad Atif Tahir, Josef Kittler, Matti Pietikainen, "Multiscale Local Phase Quantization for Robust Component-Based Face Recognition Using Kernel Fusion of Multiple Descriptors," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 35, no. 5, may 2013.
- [25] I. Stainvas and N. Intrator, "Blurred Face Recognition via a Hybrid Network Architecture," Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition, vol. 2, pp. 805808, 2000.
- [26] C. Ancuti, C.O. Ancuti, and P. Bekaert, "Deblurring by Matching," Computer Graphics Forum, vol. 28, no. 2 pp. 619-628, 2009.
- [27] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, Digital Image Processing. Prentice Hall, 2007.
- [28] N. Wiener. Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series. The MIT Press, 1964.
- [29] <http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>.
- [30] Masoud Mazloom, Shohreh Kasaei, "Face Recognition using Wavelet, PCA, and Neural Networks," Proceeding of the First International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization, Sharjah, U.A.E. February, 2005.
- [31] M. Turk and A. Pentland, "Eigen faces for Recognition," J. Cognitive Neuro science, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991

Abstract:

Face recognition is a novel subject in the fields of biometric, machine vision and pattern recognition and has wide applications especially in the security systems. As variant factors such as environment lighting, noise and image blurring can more or less (approximately) affect the face recognition performance, thus assessing deblurring methods in order to enhance the recognition accuracy has significant importance.

Since inferring the type and characteristics of the point spread function (PSF) of image blurring factor is the main problem in all image enhancement methods, therefore in this thesis, in part of proposed method, by learning the prior knowledge over the training set including the artificially degraded images, inferring the PSF is discussed.

According to the proposed method in this thesis, first a set of facial images on the ORL database are artificially blurred and white Gaussian noise of 30 dB is then added. Then we put the features comprised of maximum information related to magnitude of frequency domain components of images degraded by same PSF in a group and trained an MLP neural network over such constructed feature space in learning phase. Then at testing phase, we mapped blurred input facial image with an unknown blurring PSF to the learning stage feature space and extracted the features over the mapped image. Now using trained neural network, we selected the nearest group to this image, amongst learned groups and considered the blurring PSF of this group as the blurring PSF of facial input image. Finally, according to this PSF and using deconvolution, we improved the input image and delivered the improved image to a face recognition system.

With proposed method in this thesis, constructing an especial feature space comprised of maximum information related to magnitude of frequency domain components of degraded image, we have enhanced the PSF inference accuracy (inferring accuracy more than 80% in noise condition) and face recognition system accuracy (accuracy was improved from 19.833% to 90.837%) by this method. Also, because of using neural network to infer the PSF, running time is reduced by 41.172 percent compared to an examined novel method in this field.

Keywords: Facial images deblurring, face recognition systems, point spread function, feature space learning, MLP neural network.

